# TP2: Implementação do Algoritmo de Boosting

Tasso Augusto Tomaz Pimenta 2021072198

## **Table of contents**

Apresentação	1
Explicação do codigo feito	1
Cross-validation	1
Modelo de classficação fraco	
Saida	
Modelo bosting	4
Separação dos dados	4

## **List of Tables**

# **Apresentação**

# Explicação do codigo feito

### **Cross-validation**

Essa função basicamente separa a data em k partes, para usar a cross validation

```
import pandas as pd
from math import log, e, log2

def splits(k, df):
    splits = []
```

```
for i in range(k):
    splits.append(df[(len(df)//k)*(i):(len(df)//k)*(i+1)])
return splits
```

## Modelo de classficação fraco

Aqui eu crie o decision stumps via codigo mesmo para ser o separador fraco, um detalhe é que os pesos aqui representam a quantidade de dados, então se um dado tiver menos pesos do que o outro o grau de impureza será menor e portando o retorno do tronco também

```
#df = pd.read_csv('tic+tac+toe+endgame/tic-tac-toe.data', sep=',')
#df = df.sample(frac=1)#.reset_index(drop=True)
#cross = splits(5, df)
#train = pd.concat(cross[0:4])
#test = pd.concat(cross[4:5])
#w1 = [1/len(train)]*len(train)
#t = tree(w,train)
#w = pd.Series(w1, index=train.index)
def tree(w, df):
    impurity = {}
    gini
           = {}
    for col in df.columns[:-1]:
        positive = \{'x': 0, 'o': 0, 'b': 0\}
        negative = {'x': 0, 'o': 0, 'b': 0}
               = \{'x': 0, 'o': 0, 'b': 0\}
        _gini
        _{impurity} = 0.0
        for i in df.index:
            value = df.loc[i, col]
            if value == 'x':
                if df.loc[i, 'x-win'] == 'positive':
                    positive[value] += w[i]
                else:
                    negative[value] += w[i]
            if value == 'o':
                if df.loc[i, 'x-win'] == 'positive':
                    positive[value] += w[i]
                else:
                    negative[value] += w[i]
            if value == 'b':
                if df.loc[i, 'x-win'] == 'positive':
```

```
positive[value] += w[i]
            else:
                negative[value] += w[i]
    #print(col)
    #for value in ('x', 'o', 'b'):
         print(value, positive[value], negative[value])
    for value in ('x', 'o', 'b'):
        _gini[value] = 1 - pow((positive[value] / (positive[value] + negative[value]))
                        - pow((negative[value] / (positive[value] + negative[value])),
    for value in ('x', 'o', 'b'):
        _impurity += ((positive[value] + negative[value]) * _gini[value])#somatorio de
    impurity[col] = _impurity
    gini [col]
                  = _gini
#print(impurity)
#print(gini)
best_col = min(impurity, key=impurity.get)
#print([best_col, min(gini[best_col], key=gini[best_col].get)])
return [best_col, min(gini[best_col], key=gini[best_col].get)]
```

#### classificador linear

basicamente o classificador identifica se o valor da entrada é o mesmo que o valor da Decision stunp, definido na função tree

```
class H():
    def __init__(self, result: list):
        self.col = result[0]
        self.val = result[1]
    def classifier(self, x:list):
        if x[self.col] == self.val:
            return 1
    else:
        return -1
```

#### Saida

Aqui é simplismente uma conversão do valor da string pra 1 ou -1

```
def y(x):
    if x['x-win'] == 'positive': return 1
    elif x['x-win'] == 'negative': return -1
    else: print(f"Erro na posição {i}")
```

## Modelo bosting

## Separação dos dados

separando a parte do treino e a do test os dados foram embaralhados para ter uma separação melhor

```
df = pd.read_csv('tic+tac+toe+endgame/tic-tac-toe.data', sep=',')
df = df.sample(frac=1)#.reset_index(drop=True)
cross = splits(5, df)
train = pd.concat(cross[0:4])
test = pd.concat(cross[4:5])
w1 = [1/len(train)]*len(train)
w = pd.Series(w1, index=train.index)
```

Aqui Está a definição do modelo, criei um loop de 50 iterações pois o resultado não muda se aumentat a quantidade de classificadores Eu mudei a atualização dos pesos, tirando o negativo do classificador obtive resultados melhores

```
alphas = []
classificadores = []
erro_empirico = []
decision = {}
it = 0
while it < 500:
    error = 0.0
    emp_error = 0# zerar o erro para refazer o calculo

stump = tree(w,train)
    decision[it] = stump
    h = H(stump)

for index, row in test.iterrows():#calculo do erro do separador
    if h.classifier(row) == -1: error += 1</pre>
```

```
error = error/(len(test))
alpha = log((1-error)/error)/2#caclulo do alpha de acordo com o erro do classificador
for index, row in train.iterrows():#atualização dos pesos
    w[index] = w[index]*pow(e,alpha*y(row)*h.classifier(row))
w = w/sum(w) #normatização de w
classificadores.append(h) #adiciona o classificador a uma lista de classficadores
alphas.append(alpha)
                         # adiciona o alpha a uma lista de alphas
for index, row in test.iterrows():
    classification = 0.0
    for h in range(len(classificadores)):
        classification += classificadores[h].classifier(row)*alphas[h]
    if classification > 0: sgn = 1
    else: sgn= -1
    if sgn != y(row): emp_error +=1
emp_error = emp_error/len(test)
erro_empirico.append(emp_error)
it += 1
```

Algumas escolhas da Decision stump

```
import random

it_ale = random.sample(range(it), 5)
for i in it_ale:
    print(i, decision[i])

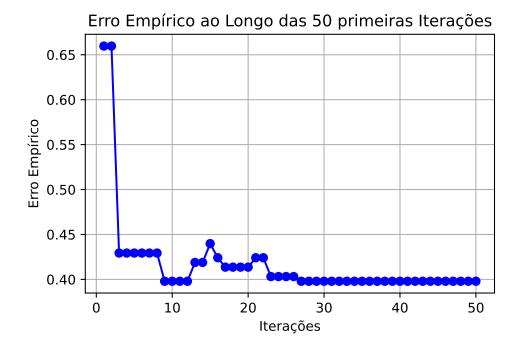
405 ['7', 'b']
83 ['9', 'x']
482 ['2', 'o']
116 ['7', 'x']
420 ['7', 'b']
```

Basicamente a função, começa recebendo um w inicial, e uma data de treino ela decide qual a melhor separação para os dados e seus pesos, testa o classificador, armazena seu erro, e calcula o alpha, atualiza os pesos ai finalmente adiciona o separador no classificador final com o alpha dentro da função signal, e por fim testa o erro total desse classificador ponderado # Grafico erro empirico por iterações Eu criei um grafico para mostrar os resultados, coloquei somente

50 iterações o resultado não melhorava com mais, o modelo ficou travado em 30% de erro mais ou menos, não consegui melhorar,a conclusão é que para jogo da velha boosting não funiona tão bem assim, chega em um ponto em que o resultado não melhora mais, tentei adicionar mais iterações para ver se o erro diminui porém ele semmpre trava na mesma % de erro por fim eu testei com 500 iterações para ver se em algum momento ele melhorava

```
import matplotlib.pyplot as plt

# Crie um gráfico de linha
plt.plot(range(1, len(erro_empirico[:50]) + 1), erro_empirico[:50], marker='o', linestyle=
plt.xlabel('Iterações')
plt.ylabel('Erro Empírico')
plt.title('Erro Empírico ao Longo das 50 primeiras Iterações')
plt.grid(True)
plt.show()
```



```
import matplotlib.pyplot as plt

# Crie um gráfico de linha
plt.plot(range(1, len(erro_empirico) + 1), erro_empirico, marker='o', linestyle='-', color
plt.xlabel('Iterações')
```

```
plt.ylabel('Erro Empírico')
plt.title('Erro Empírico ao Longo das 500 Iterações')
plt.grid(True)
plt.show()
```

