

Inteligência Artificial 2020/21

2º Projecto: Árvores de Decisão

Neste projeto vamos estudar o comportamento de árvores de decisão. Para um dado conjunto de dados iremos inferir uma árvore de decisão que explica os dados.

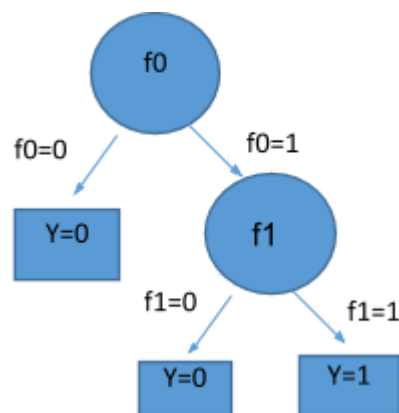
Como exemplo, considere os dados seguintes. Os dados estão num array numpy D onde as linhas são os exemplos e as colunas são as features (2 neste caso). As classificações estão no array Y . Consideramos o caso de variáveis binárias.

	f0	f1	Class (Y)
Ex1	0	0	False
Ex2	0	1	False
Ex3	1	0	False
Ex4	1	1	True

```
D = array([[0, 0],  
          [0, 1],  
          [1, 0],  
          [1, 1]])  
Y = array([0, 0, 0, 1])
```

Uma árvore de decisão é, neste caso, uma árvore binária, onde cada nó corresponde a uma só feature e cada ramo corresponde ao caso onde a feature é 0 (Falso) ou 1 (Verdadeiro). Podemos codificar a árvore como uma lista de listas onde o primeiro elemento é o índice para a feature, o segundo é o ramo para o caso negativo, e o terceiro elemento corresponde ao caso positivo.

$T = [0, 0, [1, 0, 1]]$



(12 val) Inferência de árvores de decisão

Neste projeto vamos desenvolver uma função para fazer a inferência de árvores de decisão a partir de dados. A função será:

```
def createdecisiontree(D,Y, noise=False):
```

```
    (a desenvolver)
```

```
        return tree
```

```
T = createdecisiontree(D,Y)
```

Podemos usar o método descrito na Figura 18.5 do capítulo 18 do livro. Podemos considerar o caso onde não há ruído, i.e. o conjunto de treino é o mesmo que o conjunto de teste e cada exemplo só pode ter uma classificação.

Uma função que aceita uma árvore de decisão e um conjunto de dados e devolve a classificação é fornecida:

```
def classify(T,data):
```

```
    (...)
```

```
Yp = classify(T,D)
```

Exemplo de utilização:

Input

```
print("dataset > ", idataset, "\nD", D, "\nY", Y)
T = createdecisiontree(D,Y)
Yp = classify(T,D)
err = np.mean(np.abs(Yp-Y))
print("tree > ", T, "\nprediction >", Yp, "\n    correct >", Y, "\n    errors >
", err, "tree length", 1)
```

Output:

```
dataset >  1
D [[0 0]
   [0 1]
   [1 0]
   [1 1]]
Y [0 0 0 1]

tree >  [0, 0, [1, 0, 1]]
prediction > [0 0 0 1]
    correct > [0 0 0 1]
    errors > 0.0 tree length 17
```

(3 val) Árvores mais pequenas

Podemos notar ao analisar os resultados que por vezes não obtemos a árvore mais simples.

Podemos observar isso neste exemplo:

D = array([[0, 0, 0], [0, 0, 1], [0, 1, 0], [0, 1, 1], [1, 0, 0], [1, 0, 1], [1, 1, 0], [1, 1, 1]])	Y = array([0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0])
--	-------------------------------------

Árvore inferida:

T > [0, [1, [2, 0, 1], [2, 1, 0]], [1, [2, 0, 1], [2, 1, 0]]]

Árvore mais curta:

T2 > [1, [2, 0, 1], [2, 1, 0]]

Podemos avaliar o tamanho da árvore pelo número de nós, ou de uma forma aproximada pelo número de caracteres na string. A árvore original tem tamanho 57 e a árvore mais comprimida tem tamanho 25, ambas com erro zero.

Como podemos melhorar/adaptar o método usado para reduzir o tamanho das árvores de decisão, como no exemplo de cima?

A função “createdecisiontree” deverá ser alterada para reduzir o tamanho das árvores.

Sugestões: capítulos 18.3.5, 18.4, <https://scikit-learn.org/stable/modules/tree.html#tree>

(3 val) Ruído

No mundo real os dados são ruidosos. Por vezes, o mesmo exemplo pode aparecer mais do que uma vez no conjunto de dados com classificações diferentes. Outra maneira de ver isto é que os conjuntos usados para treino podem não ser exactamente os mesmos que os dados onde vamos usar o sistema.

Considere o conjunto de treino (D,Y) e o conjunto de teste (Dt,Yt) que se seguem, onde os dois primeiros exemplos têm classificações diferentes no conjunto de treino e conjunto de teste.

D= [[0 0 0]	Dt= [[0 0 0]
[0 0 1]	[0 0 1]
[0 1 0]	[0 1 0]
[0 1 1]	[0 1 1]
[1 0 0]	[1 0 0]
[1 0 1]	[1 0 1]
[1 1 0]	[1 1 0]
[1 1 1]]	[1 1 1]]
<hr/>	
Y= [1 0 0 1 0 1 0 1]	Yt= [0 1 0 1 0 1 0 1]

Considerando as 2 árvores seguintes:

T > [2, [0, [1, 1, 0], 0], [0, [1, 0, 1], 1]]

T2> [2, 0, 1]

T2 tem erro 0 no teste mas não no treino, T tem erro 0 no treino mas não no teste. Qual é a melhor? Notar que o erro obtido no conjunto de teste é o que nós queremos minimizar apesar de não termos acesso ao conjunto de teste no treino.

Altere a função inicial para lidar com esta situação.

Os casos que vão ser avaliados desta forma irão ser chamados usando um parâmetro extra.

`createdecisiontree(D,Y, noise=True)`

Sugestões: capítulos 18.3.5, 18.4, <https://scikit-learn.org/stable/modules/tree.html#tree>

(2 val) Relatório

O relatório deverá ter uma explicação dos problemas encontrados no algoritmo base (problemas ao lidar com ruído, não encontrar a solução mais pequena, outros), quais as possíveis soluções para esses problemas, descrição da descrição encontrada, análise crítica dos resultados. Limite de 2 páginas (tamanho 12), sem limite para gráficos, tabelas, figuras e referências.

Avaliação

A pontuação consiste:

(8val) execução correta nos exemplos fornecidos

(3val) algoritmo para reduzir o tamanho das árvores

(3val) algoritmo para lidar com o ruído

(4val) execução correta noutros exemplos

(2val) relatório

Penalizações :

(-2val) dados/informação em falta / formato errado

(-5val) erros sintáticos

Ficheiros

Deverá ser entregue um ficheiro com nome `alxxx.py/tgxxx.py` (onde *al* corresponde a Alameda, *tg* corresponde ao Taguspark, e *xxx* é o número do grupo com 3 dígitos). O ficheiro deverá ter a identificação (nome + número e o número do grupo incluindo *al/tg*). Deverá ser entregue o relatório em formato .pdf (`alxxx.pdf/tgxxx.pdf`). Deverá ser submetido no fénix num só ficheiro `alxxx.zip/tgxxx.zip`

`datasetstreelearning.py` – ficheiro que contem vários dados para teste

`testdecisiontrees.py` – ficheiro que realiza os testes e faz a correcção. Não alterar.

Condições

Grupos de 2 elementos

Prazo: 07/12/2020 a submeter no fenix

Se os dois elementos do grupo não contribuíram de forma igual deverá ser declarado.

Poderá haver discussões do projeto.

*** TODO O CÓDIGO DEVE SER ORIGINAL ***