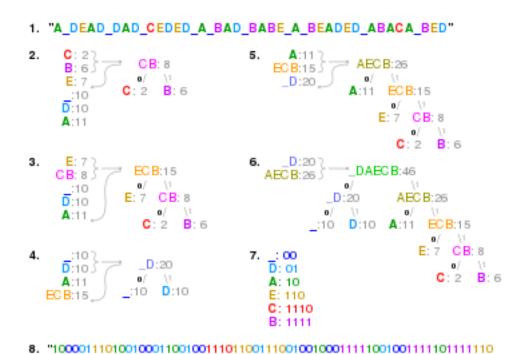
# GEOMETRÍA COMPUTACIONAL

### CÓDIGO HUFFMAN



LUCAS DE TORRE

## Índice

1.	Introducción	2
2.	Material	2
3.	Resultados	3
4.	Conclusiones	3
<b>5.</b>	Anexo A: Código	4

#### 1. Introducción

Dadas las variables aleatorias  $S_{English} = \{a, b, c, ..., !, ?, 0, ..., 9\}$  y  $S_{Espa\~nol} = \{a, b, c, ..., \~n, ..., !, ?, 0, ..., 9\}$  y su distribución de probabilidad (la cual ha sido tomada de los archivos "auxiliar\_enpract2.txt" y "auxiliar\_es\_pract2.txt", respectivamente), buscamos hallar el código Huffman binario de ambas variables, sus longitudes medias y comprobar que verifican el Primer Teorema de Shannon.

#### 2. Material

Partimos de un código que, para cada variable aleatoria, guarda en un array el árbol de Huffman dado por la distribución de probabilidad de dicha variable. A partir de dichos árboles, creamos un diccionario por cada una de las dos variables que, dado un elemento de nuestra variable aleatoria, devuelva la codificación Huffman binaria de dicho elemento. Estos diccionarios los creamos recorriendo los árboles desde la raíz hasta las hojas, hallando así el código Huffman binario de cada elemento.

Después, calculamos la longitud media de nuestras variables L(S). Para ello, simplemente multiplicamos la longitud de cada elemento por su probabilidad y sumamos los resultados.

Ahora, calculamos la entropía de nuestros sistemas:  $H(S) = -\sum_{j=1}^{N} P_j log_2 P_j$ , donde N es el número de elementos del sistema y  $P_j$  es la probabilidad asociada al elemento j-ésimo. Podemos verificar que se cumple el Primer Teorema de Shannon, según el cual,  $H(S) \leq L(S) < H(S) + 1$ .

Procedemos a codificar en ambas lenguas la palabra "fractal". Únicamente necesitamos hacer uso del diccionario anterior, que nos da, para cada letra de la palabra, su codificación. Una vez calculada la palabra, comparamos la eficiencia de esta codificación en comparación con la codificación binaria usual. Esto lo hacemos comparando el número de bits necesarios en cada caso.

Por último, decodificamos la cadena "000011101111111111111010". Comenzamos creando un diccionario que asocie a cada cadena de bits el carácter correspondiente (es el diccionario que teníamos pero intercambiando las claves por los valores). Después recorremos los bits a decodificar hasta encontrar una secuencia que coincida con una entrada de nuestro diccionario: por ejemplo, en este caso cogemos el primer 0 y vemos si coincide con una entrada de nuestro dicionario; si no, cogemos el siguiente elemento (0) y comprobamos si 00 tiene entrada en nuestro diccionario, y proseguimos hasta que así sea. Una vez encontrado, este será un carácter de la palabra decodificada, por lo que repetimos el proceso con el resto de la cadena hasta que esta sea vacía o ya no queden más elementos por mirar en la misma y tendremos la palabra buscada.

#### 3. Resultados

Una vez hallado el diccionario, obtenemos fácilmente el código binario de cada letra. Por ejemplo, para  $S_{English}$ , tenemos que a = 1011 o que u = 111111. Las longitudes medias son:

- $L(S_{English}) = 4,342324939634357$  (que verifica el Primer Teorema de Shannon porque la entropía es  $H(S_{English}) = 4,314512109681417 <= 4,342324939634357 < <math>H(S_{English}) + 1$
- $L(S_{Espa\~nol}) = 4,214307970337135$  (que verifica el Primer Teorema de Shannon porque la entropía es  $H(S_{Espa\~nol}) = 4,183534871433366 <= 4,214307970337135 < <math>H(S_{Espa\~nol}) + 1$ .

Al codificar la palabra "fractal" con el diccionario creado a partit del árbol de Huffman obetenemos el código:

- $S_{English}$ : 01100010010111100011110101111110, que tiene 31 bits.
- $S_{Espa\~nol}$ : 0110100011000111011111100000010, que tiene 30 bits.

En ambos casos vemos que este código es más eficiente que el binario usual, en el cual esta palabra necesita 42 bits.

Al decodificar en inglés la cadena "00001110111111111111010" obtenemos la palabra *henal*.

#### 4. Conclusiones

Resulta interesante comprobar como las longitudes medias de las codificaciones Huffman de ambas variables son menores que las del binario usual (aproximadamente 4,34 vs. 6). Esto se debe a que en binario usual no tenemos en cuenta la probabilidad de aparición de cada elemento. Una palabra como "fractal" necesita 31 bits con la codificación Huffman y 42 bits con la binaria usual, es decir, el binario usual necesita 1,35 veces más bits, muy parecido a lo que obtenemos comparando sus longitudes medias (1,38).

#### 5. Anexo A: Código

```
1 000
2 Pr ctica 2
3 """
5 #import os
6 import numpy as np
7 import pandas as pd
8 import math
9 from itertools import accumulate as acc
10 import matplotlib.pyplot as plt
n from collections import Counter
13 #### Carpeta donde se encuentran los archivos ####
14 #ubica = "C:/Users/Python"
16 #### Vamos al directorio de trabajo####
17 #os.getcwd()
18 #os.chdir(ubica)
19 #files = os.listdir(ubica)
21 with open('auxiliar_en_pract2.txt', 'r') as file:
       en = file.read()
24 with open('auxiliar_es_pract2.txt', 'r') as file:
        es = file.read()
27 #### Pasamos todas las letras a min sculas
28 en = en.lower()
29 es = es.lower()
31 #### Contamos cuantas letras hay en cada texto
32 from collections import Counter
33 tab_en = Counter(en)
34 tab_es = Counter(es)
36 ##### Transformamos en formato array de los car cteres (states) y su
     frecuencia
37 ##### Finalmente realizamos un DataFrame con Pandas y ordenamos con 'sort'
38 tab_en_states = np.array(list(tab_en))
39 tab_en_weights = np.array(list(tab_en.values()))
40 tab_en_probab = tab_en_weights/float(np.sum(tab_en_weights))
41 distr_en = pd.DataFrame({'states': tab_en_states, 'probab': tab_en_probab})
42 distr_en = distr_en.sort_values(by='probab', ascending=True)
distr_en.index=np.arange(0,len(tab_en_states))
45 tab_es_states = np.array(list(tab_es))
46 tab_es_weights = np.array(list(tab_es.values()))
47 tab_es_probab = tab_es_weights/float(np.sum(tab_es_weights))
48 distr_es = pd.DataFrame({'states': tab_es_states, 'probab': tab_es_probab
     })
49 distr_es = distr_es.sort_values(by='probab', ascending=True)
```

```
50 distr_es.index=np.arange(0,len(tab_es_states))
52 ##### Para obtener una rama, fusionamos los dos states con menor frecuencia
53 distr = distr_en
54 ''.join(distr['states'][[0,1]])
56 ### Es decir:
57 states = np.array(distr['states'])
58 probab = np.array(distr['probab'])
59 state_new = np.array([''.join(states[[0,1]])])
                                                   #Ojo con: state_new.ndim
60 probab_new = np.array([np.sum(probab[[0,1]])]) #0jo con: probab_new.ndim
61 codigo = np.array([{states[0]: 0, states[1]: 1}])
62 states = np.concatenate((states[np.arange(2,len(states))], state_new),
     axis=0)
63 probab = np.concatenate((probab[np.arange(2,len(probab))], probab_new),
     axis=0)
64 distr = pd.DataFrame({'states': states, 'probab': probab, })
65 distr = distr.sort_values(by='probab', ascending=True)
66 distr.index=np.arange(0,len(states))
68 #Creamos un diccionario
69 branch = {'distr':distr, 'codigo':codigo}
71 ## Ahora definimos una funci n que haga ex ctamente lo mismo
72 def huffman_branch(distr):
      states = np.array(distr['states'])
      probab = np.array(distr['probab'])
      state_new = np.array([''.join(states[[0,1]])])
      probab_new = np.array([np.sum(probab[[0,1]])])
      codigo = np.array([{states[0]: 0, states[1]: 1}])
      states = np.concatenate((states[np.arange(2,len(states))], state_new),
78
      axis=0)
                np.concatenate((probab[np.arange(2,len(probab))], probab_new)
      probab =
79
      , axis=0)
      distr = pd.DataFrame({'states': states, 'probab': probab, })
80
      distr = distr.sort_values(by='probab', ascending=True)
81
      distr.index=np.arange(0,len(states))
      branch = {'distr':distr, 'codigo':codigo}
      return(branch)
84
85
86 def huffman_tree(distr):
      tree = np.array([])
87
      while len(distr) > 1:
88
          branch = huffman_branch(distr)
89
          distr = branch['distr']
90
          code = np.array([branch['codigo']])
91
          tree = np.concatenate((tree, code), axis=None)
      return(tree)
95 distr = distr_en
96 tree = huffman_tree(distr)
97 tree[0].items()
98 tree[0].values()
```

```
100 #Buscar cada estado dentro de cada uno de los dos items
101 list(tree[0].items())[0][0] ## Esto proporciona un '0'
102 list(tree[0].items())[1][0] ## Esto proporciona un '1'
104 ппп
105 A partir de aqu , c odigo escrito por:
106 - Jorge Sainero Valle
107 - Lucas de Torre Barrio
108
109
_{
m 110} #Extrae el c digo binario de Huffman de cada car cter y lo devuelve en un
       diccionario {car cter : c digo}
111 def extract_code():
       global tree
113
       d = dict()
114
       #Empezamos por el final porque es donde est la ra z
115
       for i in range(tree.size-1,-1,-1):
116
           elem=tree[i]
           h1=list(elem.keys())[0]
           h2=list(elem.keys())[1]
118
119
           for c in h1:
120
                if c in d:
121
                    d[c]+= '0'
                else:
123
                    d[c]='0'
124
           for c in h2:
                if c in d:
                    d[c]+='1'
128
                else:
129
                    d[c]='1'
130
       return d
131
132
133 #Calcula la longitud del c digo binario de Huffman
134 def longitudMedia(d):
135
       ac=0
       for i,k in distr.iterrows():
136
           ac+=len(d[k['states']])*k['probab']
137
       return ac
138
139
_{140} #Calcula la entrop a de una variable aleatoria con la distribuci n de
      probabilidades distr['probab']
141 def entropia():
142
       for p in distr['probab']:
143
144
           h = p * math.log(p, 2)
       return h
145
146
147
148
149 def apartado1():
```

```
print("APARTADO UNO:\n")
150
       global tree
       global distr
152
       distr = distr_en
       tree = huffman_tree(distr)
154
       d=extract_code()
       print ("Una peque a muestra del diccionario con la codificaci n de
156
      Senglish: ",dict(Counter(d).most_common(7)), '\n')
       print ("La longitud media de Senglish es: "+str(longitudMedia(d)))
       h_en=entropia()
158
      print("La entrop a de Senglish es: ",h_en)
159
       print("Vemos que se cumple el Teorema de Shannon ya que",h_en,"<=",str(</pre>
160
      longitudMedia(d)), "<", h_en+1, " \setminus n")
161
162
       distr = distr_es
163
       tree = huffman_tree(distr)
       d=extract_code()
166
       print ("Una peque a muestra del diccionario con la codificaci n de
      Sspanish: ",dict(Counter(d).most_common(7)),'\n')
       print ("La longitud media de Sspanish es: "+str(longitudMedia(d)))
167
       h_es=entropia()
168
      print("La entrop a de Sspanish es: ",h_es)
169
      print("Vemos que se cumple el Teorema de Shannon ya que",h_es,"<=",str(</pre>
170
      longitudMedia(d)), "<", h_es+1, " \n ")
172 #Codifica la palabra pal seg n el diccionario d
173 def codificar(pal, d):
       binario=""
174
175
       for 1 in pal:
           binario += d[1]
176
       return binario
178
179 def apartado2():
       print("APARTADO DOS:\n")
180
181
       global tree
       global distr
182
       distr = distr_en
       tree = huffman_tree(distr)
       d_en=extract_code()
185
       palabra = "fractal"
186
       pal_bin =codificar(palabra,d_en)
187
      print("El codigo binario de la palabra fractal en lengua inglesa es:",
188
      pal_bin, "y su longitud es:",len(pal_bin))
      #La longitud en binario usual es ceil(log2(cantidadDeCracteres)) por
189
      cada letra
      print("En binario usual ser a de longitud:", len(palabra)*math.ceil(
190
      math.log(len(d_en),2)), "\n\n")
      distr = distr_es
       tree = huffman_tree(distr)
192
       d_es=extract_code()
193
       pal_bin =codificar(palabra,d_es)
194
```

```
print("El codigo binario de la palabra fractal en lengua espa ola es:"
195
       ,pal_bin,"y su longitud es:",len(pal_bin))
       #La longitud en binario usual es ceil(log2(cantidadDeCracteres)) por
196
      cada letra
       print("En binario usual ser a de longitud:", len(palabra)*math.ceil(
197
      math.log(len(d_es),2)), "\n\n")
198
199 #Decodifica la palabra pal seg n el diccionario d
200 def decodificar(pal,d):
       aux=;;
201
       decode='
202
       for i in pal:
203
           aux += i
204
           if aux in d:
205
               decode+=d[aux]
206
207
208
       return decode
210 def apartado3():
       print("APARTADO TRES:\n")
211
       global tree
212
       global distr
213
       distr = distr_en
214
       tree = huffman_tree(distr)
       d_en=extract_code()
216
       #Invertimos el diccionario para poder decodificar
217
       d_en_inv=dict(zip(list(d_en.values()),list(d_en.keys())))
       pal_bin='10101000011110111111100'
219
       palabra=decodificar(pal_bin,d_en_inv)
220
       print("La palabra cuyo c digo binario es:",pal_bin,"en ingl s es:",
      palabra, end=' \n \n \n \)
222
_{223} #Calcula el _{1} ndice _{223} de Gini de una variable aleatoria con la distribuci n
      de probabilidades distr['probab']
224 def gini():
       aux=0
                 ordenado as que no hace falta ordenarlo
226
       #va est
       accu=list(acc(distr['probab']))
       plt.plot(np.linspace(0,1,len(accu)),accu)
       plt.plot(np.linspace(0,1,len(accu)),np.linspace(0,1,len(accu)))
       plt.show()
230
       for i in range(1,len(accu)):
231
           aux+=(accu[i]+accu[i-1])/len(accu)
       return 1-aux
233
234
235 #Calcula la diversidad 2D de Hill de una variable aleatoria con la
      distribuci n de probabilidades distr['probab']
236 def diver2hill():
237
       aux=0
       for p in distr['probab']:
238
239
           aux+=p*p
       return 1/aux
240
241
```

```
243 def apartado4():
     print("APARTADO CUATRO:\n")
244
      global distr
245
      distr = distr_en
246
     print("El ndice de Gini de Senglish es: ",gini())
247
      print("La diversidad 2D de Hill de Senglish es: ",diver2hill())
      distr = distr_es
     print("El ndice de Gini de Sspanish es: ",gini())
250
      print("La diversidad 2D de Hill de Sspanish es: ",diver2hill())
251
252
253 apartado1()
254 apartado2()
255 apartado3()
256 apartado4()
```