# Laboratorijska vježba iz predmeta Teorija informacije 2021./2022.

© Jasna Janković, mag. ing., izv. prof. dr. sc. Željko Ilić, 2021.

#### Sadržaj:

- Teorija informacije, kapacitet kanala, Markovljevi lanci
  - Izvorište
    - Zadatak 1
  - Vjerojatnosni opis diskretnog komunikacijskog sustava
    - Zadatak 2
  - Informacijske mjere
    - Zadatak 3
    - Zadatak 4
    - Zadatak 5
  - Izvorište s memorijom
    - Zadatak 6
  - Diskretni komunikacijski kanal
    - Zadatak 7
- Entropijsko kodiranje
  - Shannon-Fano kodiranje
    - Zadatak 8
  - Huffman kodiranje
    - Zadatak 9
    - Zadatak 10
  - Aritmetičko kodiranje
    - Zadatak 11
  - Metode rječnika
    - LZ77
      - Zadatak 12
    - LZW
      - Zadatak 13
- Zaštitno kodiranje
  - Paritetno kodiranje
    - Zadatak 14
  - Hammingovo kodiranje
    - Zadatak 15
  - Ciklično kodiranje
    - Zadatak 16
  - Konvolucijsko kodiranje
    - Opcionalno: Zadatak 17
- Literatura

Laboratorijska vježba iz predmeta Teorija informacije sastoji se od 3 cjeline:

1. Teorija informacije, kapacitet diskretnog komunikacijskog kanala i Markovljevi lanci

- 2. Entropijsko kodiranje
- 3. Zaštitno kodiranje

slijedno obrađene u ovoj bilježnici te time prati gradivo obrađeno na nastavi. Programski kodovi su napisani u Pythonu, a sve potrebne biblioteke se učitavaju izvršavanjem prvog odsječka koda. Za izvršavanje pojedinog odsječka koda potrebno je klikom označiti željenu ćeliju (prozor u kojem se kôd nalazi) i kliknuti na gumb *Run* u izborniku. Rezultat izvršavanja (ako postoji ispis) prikazat će se neposredno ispod izvršenog odsječka koda. Pri svakom pokretanju bilježnice potrebno je izvršiti prvi odsječak koda kako bi se učitale sve potrebne biblioteke.

U većini zadataka zadan je dio koda, a od studenata se očekuje dopuniti komentirani dio koda označen oznakom `...` kako bi se postigla tražena funkcionalnost, odnosno ispisao rezultat. Osim komentiranih linija s oznakom `...`, dodane su i komentirane pomoćne linije ispisa međurješenja za čiji ispis je samo potrebno odkomentirati navedene linije. Dakle, postupak rješavanja zadataka u ovoj bilježnici sastoji se od sljedećih koraka:

- odkomentirati linije koda s oznakom `...` (komentirane linije koda počinju oznakom `#`)
- dopisati potreban kôd prema tekstu zadatka
- kliknuti na Run
- ispod pokrenutog odsječka koda treba se ispisati traženi rezultat izvršavanja.

Za početak, odkomentirajte liniju koda 10 u sljedećem odsječku, te varijabli sval umjesto ... dodijelite vrijednost zbroja posljednje znamenke JMBAG-a svakog studenta laboratorijske grupe te izvršite odsječak klikom na *Run*.

```
from math import log2
from matplotlib import pyplot as plt
import numpy as np
from PIL import Image
import heapq
from codes.lz77 import encode_lz77
from codes.lzw import encode_lzw
import sk_dsp_comm.fec_block as block

sval = 66
np.random.seed(sval)
print ("Seed set to", sval)
```

Seed set to 66

I didn't like the term Information Theory. Claude didn't like it either. You see, the term 'information theory' suggests that it is a theory about information – but it's not. It's the transmission of information, not information. Lots of people just didn't understand this...

-- Interview with R. Fano, 2001

Sustav prijenosa informacije može se jednostavno prikazati sljedećom slikom.

Jednostavan prikaz prijenosa informacije

Pri tome, izvorište generira određenu informaciju (poruku), predajnik ju obradi na način da bude prikladna za slanje, a prijamnik ju prima i obradi tako da bude razumljiva odredištu. Kanal je medij kojim se informacija šalje. Detaljniji prikaz ovog sustava prikazan je na sljedećoj slici.

Prikaz sustava prijenosa informacije

Ova laboratorijska vježba obrađuje većinu dijelova ovog sustava, a studenti s više interesa o području upućuju se na [1-2].

# 1. Teorija informacije, kapacitet diskretnog komunikacijskog kanala i Markovljevi lanci

Prva cjelina laboratorijske vježbe obrađuje izvorište, odredište te diskretni komunikacijski kanal. Također, definirane su osnovne informacijske mjere koje služe za konkretnije definiranje pojedinih dijelova sustava.

### Izvorište

Izvorište je komponenta sustava koja generira određenu informaciju. Ovisno o izvorištu, informaciju mogu činiti brojke, slova ili drugi znakovi koje jednim imenom nazivamo *simbolima*. Svako izvorište raspolaže konačnim skupom simbola, a slijed simbola koji nastaje uzastopnim generiranjem naziva se *poruka*. Svaki od simbola u poruci donosi određenu *količinu informacije*. S obzirom na to da li pojava (generiranje) novog simbola ovisi o prethodnome postoje dvije vrste izvorišta:

- · Diskretno bezmemorijsko izvorište
- Diskretno memorijsko izvorište

#### Diskretno bezmemorijsko izvorište

Za potrebe analize, diskretno bezmemorijsko izvorište se može definirati kao diskretna slučajna varijabla (npr. X) koja poprima vrijednosti iz skupa simbola  $\{x_1, \ldots, x_i, \ldots, x_n\}$  pri čemu svaki simbol ima određenu vjerojatnost pojavljivanja  $p(x_i)$ . Dakle:

```
Izvorište X=\{x_1,\ldots,x_i,\ldots,x_n\}
Vjerojatnosti pojavljivanja simbola [p(x_i)]=[p(X)]=[p(x_1)\ldots p(x_i)\ldots p(x_n)]
Poruka x_1x_2\ldots x_k
Količina informacije koju donosi simbol x_i I(x_i)=-log_2p(x_i)[bit/simbol]
Količina informacije poruke x_1x_2\ldots x_k I(x_1x_2\ldots x_k)=-log_2(p(x_1)\cdot p(x_2)\cdot\ldots\cdot p(x_k))[bit/poruka]
```

**Zadatak 1** Diskretno bezmemorijsko izvorište X generira simbole iz skupa {a,b,c,d} s vjerojatnostima pojavljivanja [p(X)] = [0.4,0.3,0.2,0.1].

Za modeliranje izvorišta u Pythonu koristimo jednostavne liste, numpy liste za pohranu brojčanih vrijednosti i/ili rječnike (vidi odlomak koda ispod).

- (a) Za navedeno izvorište izračunajte količinu informacije po pojedinom simbolu,  $I(x_i), i \in \{1, 2, 3, 4\}$ . Koji simbol donosi najveću količinu informacije? Objasnite!
- (b) Iz izvorišta generirajte poruku duljine 5 simbola te izračunajte količinu informacije dobivene poruke. Poruka se može generirati pozivanjem funkcije np.random.choice (vidi odlomak koda ispod).

```
In [5]: X_symbols = ['a','b','c','d']
p_X = np.array([0.4, 0.3, 0.2, 0.1])
```

```
X = dict(zip(X_symbols, p_X))
                               print("X = ", X)
                            X = \{'a': 0.4, 'b': 0.3, 'c': 0.2, 'd': 0.1\}
In [6]:
                               # (a) kolicina informacije po simbolu
                               I_x1 = -\log_2(p_X[0])
                               I_x2 = -\log_2(p_X[1])
                               I_x3 = -\log_2(p_x[2])
                               I_x4 = -\log_2(p_X[3])
                               print("I(x1) =",I_x1, "[bit/simbol]")
                               print("I(x2) =",I_x2, "[bit/simbol]")
print("I(x3) =",I_x3, "[bit/simbol]")
                               print("I(x4) =",I_x4, "[bit/simbol]")
                            I(x1) = 1.3219280948873622 [bit/simbol]
                            I(x2) = 1.7369655941662063 [bit/simbol]
                            I(x3) = 2.321928094887362 [bit/simbol]
                            I(x4) = 3.321928094887362 [bit/simbol]
In [7]:
                               # (b) kolicina informacije poruke
                               np.random.seed(sval+1)
                               message = np.random.choice(X_symbols, size = 5, p = p_X)
                               print("message: ", message)
                               I_{message} = -\log(X[message[0]] * X[message[1]] * X[message[2]] * X[message[3]] * X[message[4]] * X[message[4]] * X[message[3]] * X[message[4]] * X[message[4
                               print("I(message) =", I_message, "[bit/poruka]")
                            message: ['b' 'c' 'b' 'a' 'a']
                            I(message) = 8.4397154729945 [bit/poruka]
```

## Vjerojatnosni opis diskretnog komunikacijskog sustava

Diskretni komunikacijski sustav može biti definiran vjerojatnosnim opisom koji sadrži:

- vjerojatnosti pojava simbola na ulazu, npr. za ulaz  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$  vjerojatnosti  $[p(x_i)]$
- vjerojatnosti pojava simbola na izlazu, npr. za izlaz  $Y = \{y_1, \dots, y_m\}$  vjerojatnosti  $[p(y_j)]$
- vjerojatnosti pojava simbola na ulazu i izlazu u međusobnoj ovisnosti, odnosno uključujući karakteristike komunikacijskog kanala

Gledano sa strane ulaza, potpuni opis sustava definiran je skupom vjerojatnosti na ulazu  $p(x_i)$  te skupom uvjetnih vjerojatnosti  $p(y_j|x_i)$  (vjerojatnosti pojave simbola  $y_j$  na izlazu ako se na ulazu pojavio simbol  $x_i$ , tzv. unaprijednih vjerojatnosti prijelaza).

Sa strane izlaza, sustav je definiran skupom vjerojatnosti na izlazu  $p(y_j)$  te skupom uvjetnih vjerojatnosti  $p(x_i|y_j)$  (vjerojatnosti da je na ulazu bio simbol  $x_i$  ako se na izlazu pojavio simbol  $y_j$ , tzv. unazadnih vjerojatnosti prijelaza).

Istovremenim promatranjem ulaza i izlaza, gledamo pojavu para simbola  $(x_i, y_j)$ , definiranu *združenom vjerojatnosti*  $p(x_i, y_j)$  (vjerojatnosti istovremene pojave simbola  $x_i$  na ulazu i  $y_i$  na izlazu).

U nastavku su dane zakonitosti vjerojatnosnog opisa komunikacijskog sustava.

• Skup simbola na ulazu/izlazu je potpun.

$$\sum_{i=1}^{n} p(x_i) = \sum_{j=1}^{m} p(y_j) = 1$$

 Vjerojatnost pojave nekog simbola je zbroj vjerojatnosti pojava svih parova u kojima se taj simbol pojavljuje.

$$p(x_i) = \sum_{j=1}^{m} p(x_i, y_j) \ p(y_j) = \sum_{i=1}^{n} p(x_i, y_j)$$

• Veza između tri načina potpunog opisa sustava:

$$p(x_i,y_j) = p(x_i)p(y_j|x_i) = p(y_j)p(x_i|y_j)$$

• Prijelaz iz unaprijedne vjerojatnosti prijelaza u unazadnu vjerojatnost prijelaza:

$$p(x_i|y_j) = rac{p(x_i,y_j)}{p(y_j)} = rac{p(x_i,y_j)}{\sum_{i=1}^n p(x_i,y_j)} = rac{p(x_i)p(y_j|x_i)}{\sum_{i=1}^n p(x_i)p(y_j|x_i)}$$

Opisani skupovi vjerojatnosti jednostavno se zapisuju pomoću numpy objekata (vektora) i/ili matrica), a osnovne operacije nad objektima također su podržane bibliotekom.

Zadatak 2 Diskretnim komunikacijskim kanalom prenose se simboli  $X=\{a,b,c\}$  s vjerojatnostima pojavljivanja p(a)=2p(b)=2p(c). Vjerojatnost pojave odaslanog (istog) simbola na izlazu je 80%, dok su vjerojatnosti pojave drugih simbola, različitih od odaslanog, jednake za sve preostale simbole. Potrebno je izračunati vjerojatnosti pojave pojedinog simbola na izlazu iz kanala.

```
In [8]: # vjerojatnosti na ulazu
p_X = np.array([0.4, 0.2, 0.2])
# uvjetne vjerojatnosti prijelaza
p_YIX = np.array([[0.8, 0.1, 0.1], [0.1, 0.8, 0.1], [0.1, 0.1, 0.8]])
# zdruzene vjerojatnosti (skalarno množenje stupca p_X i matrice p_YIX)
p_XY = p_X[:, np.newaxis]*p_YIX
# vjerojatnosti na izlazu (zbroj elemenata matrice po stupcima)
p_Y = np.sum(p_XY,0)
print ("[p(Y)] = ", p_Y)
```

 $[p(Y)] = [0.36 \ 0.22 \ 0.22]$ 

## Informacijske mjere

Informacijske mjere opisuju sadržaj informacije i prijenos informacije u komunikacijskom sustavu. Temelje se na vjerojatnosnim zakonitostima sustava, a predstavljaju *srednje vrijednosti veličina* čime daju generalnu sliku o sustavu.

Informacijske mjere

Informacijske mjere su prikazane u nastavku.

• Entropija na ulazu, H(X)

$$H(X) = -\sum_{i=1}^n p(x_i) log_2 p(x_i)$$
 [bit/simbol]

• Entropija na izlazu, H(Y)

$$H(Y) = -\sum_{i=1}^n p(y_i) log_2 p(y_i)$$
 [bit/simbol]

• Združena entropija, H(X,Y)

$$H(X,Y) = -\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(x_i,y_j) log_2 p(x_i,y_j)$$
 [bit/simbol]

• Entropija šuma (irelevantnost), H(Y|X)

$$H(Y|X) = -\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(x_i,y_j) log_2 p(y_j|x_i)$$
 [bit/simbol]

• Ekvivokacija (mnogoznačnost), H(X|Y)

$$H(X|Y) = -\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}p(x_i,y_j)log_2p(x_i|y_j)$$
 [bit/simbol]

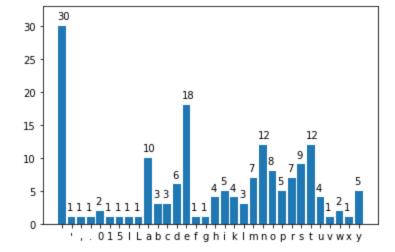
• Srednji uzajamni sadržaj informacije (transinformacija), I(X;Y)

$$I(X;Y) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(x_i,y_j) log_2 rac{p(x_i,y_j)}{p(x_i)p(y_i)}$$
 [bit/simbol]

**Zadatak 3** Za komunikacijski sustav iz zadatka 2 odredite sve prethodno navedene informacijske mjere.

```
In [9]:
         # entropija na ulazu
         H_X = -np.sum(p_X*np.log2(p_X))
         # entropija na izlazu
         H_Y = -np.sum(p_Y*np.log2(p_Y))
         # zdruzena entropija
         H_XY = -np.sum(np.sum(p_XY*np.log2(p_XY)))
         # entropija suma (irelevantnost)
         H_{YuzX} = -np.sum(np.sum(p_XY*np.log2(p_YIX)))
         # ekvivokacija (mnogoznacnost)
         \# P_YIX == P_XIY
         H_XuzY = -np.sum(np.sum(p_XY*np.log2(p_YIX)))
         # srednji uzajamni sadržaj informacije (transinformacija)
         I_XY = np.sum(np.sum(p_XY*np.log2((p_XY)/(p_X*p_Y))))
         print("H(X) =", H_X, "[bit/simbol]")
         print("H(Y) =", H_Y, "[bit/simbol]")
         print("H(XY) =", H_XY, "[bit/simbol]")
         print("H(YuzX) =", H_YuzX, "[bit/simbol]")
         print("H(XuzY) =", H_XuzY, "[bit/simbol]")
         print("H(I_XY) =", I_XY, "[bit/simbol]")
        H(X) = 1.4575424759098898 [bit/simbol]
        H(Y) = 1.4917620391001365 [bit/simbol]
        H(XY) = 2.19508495181978 [bit/simbol]
        H(YuzX) = 0.73754247590989 [bit/simbol]
        H(XuzY) = 0.73754247590989 [bit/simbol]
        H(I_XY) = 0.7942195631902467 [bit/simbol]
```

**Zadatak 4** Zadan je odlomak teksta text . Histogram prikazuje broj ponavljanja pojedinog znaka teksta. Izračunajte *srednji sadržaj informacije* zadanog odlomka teksta. Abecedno sortirani znakovi (simboli) koji se pojavljuju u odlomku pohranjeni su u listi unique\_chars , dok je broj ponavljanja svakog znaka pohranjen u listi char counts .



```
In [15]: # srednji sadrzaj informacije odlomka
    char_sum = np.sum(char_counts)
    content = -np.sum((char_counts/char_sum) * np.log2(char_counts/char_sum))
    print("Srednji sadrzaj:", content)
```

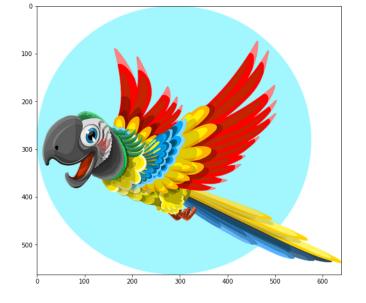
Srednji sadrzaj: 4.3155121025123275

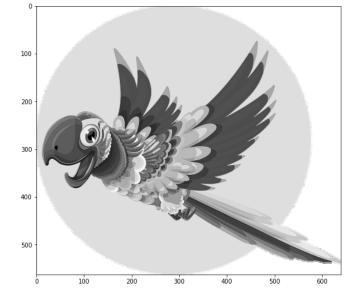
Zadatak 5 Za zadanu sliku parrot potrebno je izračunati gubitak informacije prilikom transformiranja slike u crno-bijelu skalu. Za obradu slike koristi se Python biblioteka PIL, odnosno objet Image. Slika se transformira u crno-bijelu skalu funkcijom convert('L') (vidi kôd i dokumentaciju). Za jednostavno računanje, slika je iz 2D formata pretvorena u jednodimenzionalni niz (listu) piksela. Svaki je piksel predstavljen kombinacijom četiri broja u RGB zapisu, odnosno jednim brojem u L zapisu (vidi više). Pikseli su pohranjeni u rječnik tako da je *ključ* opisani zapis piksela, a *vrijednost* broj ponavljanja piksela (vidi kôd). Osim njega, mogu se koristiti liste unique\_col\_px, odnosno unique\_gray\_px, koje predstavljaju liste svih piksela koji se pojavljuju u obojanoj, odnosno crno-bijeloj slici te liste col\_px\_counts, odnosno gray\_px\_counts, koje sadrže broj ponavljanja pojedinog piksela u obojanoj, odnosno crno-bijeloj slici.

```
In [3]:    parrot = Image.open('img/parrot.png')
    gray_parrot = parrot.convert('L')

# prikazi slike
fig, ax = plt.subplots(1,2, figsize=(20,20))
ax[0].imshow(np.asarray(parrot))
ax[1].imshow(np.asarray(gray_parrot),cmap='gray', vmin=0, vmax=255)
```

Out[3]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x7f10a7226400>





```
In [22]:
          # pretvori sliku u niz
          color_array = np.array(parrot)
          gray_array = np.array(gray_parrot)
          # transformiraj sliku tako da svi pikseli budu pohranjeni u jednodimenzionalnom nizu
          shape = color_array.shape
          color_array = color_array.reshape(1, shape[0]*shape[1], shape[2])
          shape = gray_array.shape
          gray_array = gray_array.reshape(1, shape[0]*shape[1])
          # izračunaj skup jedinstvenih vrijednosti piksela i broj pojavljivanja pojedinog piksela
          unique_col_px, col_px_counts = np.unique(color_array, return_counts = True, axis = 1)
          unique_col_px = np.array([str(px) for px in unique_col_px[0,:]])
          color_dict = dict(zip(unique_col_px,col_px_counts))
          #print("Colored parrot pixel counts:", color_dict)
          unique_gray_px, gray_px_counts = np.unique(gray_array, return_counts = True, axis = 1)
          unique_gray_px = np.array([str(px) for px in unique_gray_px[0]])
          gray_dict = dict(zip(unique_gray_px, gray_px_counts))
          #print("Gray parrot pixel counts:", gray_dict)
          # izracun gubitka informacije prilikom transformacije u crno-bijelu skalu
          p_gray = np.array([])
          p_{col} = np.array([])
          gray_count_sum = np.sum(gray_px_counts)
          col_count_sum = np.sum(col_px_counts)
          for px in gray_px_counts:
              p_gray = np.append(px/gray_count_sum, p_gray)
          for px in col_px_counts:
              p_col = np.append(px/col_count_sum, p_col)
          H_{col} = -np.sum(p_{col}*np.log2(p_{col}))
          H_{gray} = -np.sum(p_{gray}*np.log2(p_{gray}))
          delta = H_col - H_gray
          print("Gubitak informacije:", delta)
```

Gubitak informacije: 1.5838991714121256

## Diskretno izvorište s memorijom

Kod izvorišta s memorijom, vjerojatnost pojavljivanja simbola ovisi o jednom ili više simbola koji su se prethodno pojavili. Takva izvorišta mogu se opisati Markovljevim procesima (tzv. Markovljeva izvorišta).

Markovljev proces definira se skupom stanja i prijelazima iz jednog stanja u drugo s pridruženim vjerojatnostima.

Matematički, Markovljevo izvorište modeliramo kao diskretni slučajni proces X s vrijednostima iz skupa stanja S te vrijedi

 $p(X_{t_{n+1}}=x_{n+1}|X_{t_n}=x_n,X_{t_{n-1}}=x_{n-1},\ldots,X_{t_0}=x_0)=p(X_{t_{n+1}}=x_{n+1}|X_{t_n}=x_n),\ \forall t_n,n\in\mathbb{N}_0.$  Odnosno, buduće stanje  $x_{n+1}$ , odnosno vjerojatnost prijelaza u stanje  $x_{n+1}$ , ovisi samo o trenutačnom stanju,  $x_n$ .

Mi promatramo Markovljeve procese (lance) prvog reda s konačnim brojem stanja za koje vrijedi:

- Promatrani sustav može se opisati konačnim brojem stanja n. Sustav je u jednom trenutku u samo jednom stanju.
- Matrica uvjetnih prijelaza,  $[p(x_j|x_i)], i, j = 1, \dots, n$ , definirana je za sve moguće prijelaze. Uvjetne vjerojatnosti ne mijenjaju se u vremenu.
- Polazno stanje sustava je poznato.

Za Markovljev lanac kažemo da je ergodičan ako:

- iz bilo kojeg stanja se može doći do bilo kojeg drugog stanja u konačnom broju koraka
- sustav teži graničnoj (stacionarnoj) razdiobi vjerojatnosti neovisno o polaznom stanju sustava kad  $t o \infty$ .

Na slici je prikazan dijagram stanja vremenski diskretnog ergodičnog Markovljevog lanca.

Markovljevo izvorište

Za stacionarne vjerojatnosti stanja vremenski diskretnog ergodičnog Markovljevog lanca vrijedi:

$$\sum_{i=1}^n p(x_i) = 1 \ [p(x_i)_{i=1,...,n}] = [p(x_1) \cdots p(x_n)][p(x_j|x_i)]$$

Vlastiti sadržaj informacije za slučaj ovisnosti o simbolima definira se kao:

$$H'(X) = -\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(x_i,x_j) log_2 p(x_j|x_i)$$
 [bit/simbol]

Vlastiti sadržaj informacije za slučaj neovisnosti među simbolima definiran je kao:

$$H(X) = -\sum_{i=1}^n p(x_i) log_2 p(x_i)$$
 [bit/simbol]

Zadatak 6 Neka piksel neke jednostavne slike može poprimiti 5 različitih vrijednosti. Promatrajući sliku kao niz uzastopnih piksela (kao u prethodnom zadatku), ustanovljeno je da vrijednost promatranog piksela ovisi o njegovom prethodniku, i to tako da u 50% slučajeva piksel zadržava istu vrijednost, dok se u 25% slučajeva vrijednost piksela promijeni na prvu susjednu vrijednost (prvu manju odnosno veću od trenutne vrijednosti). Pikseli ekstremnih vrijednosti (najniže i najviše vrijednosti) također zadržavaju vrijednost u 50% slučajeva, dok u preostalim slučajevima vrijednost promijene u prvu susjednu.

- (a) Za ovako definiranu sliku odredite stacionarne vjerojatnosti pojave pojedinih vrijednosti piksela.
- (b) Izračunajte entropiju izvorišta (vlastiti sadržaj informacije) uz pretpostavku neovisnosti među pikselima.
- (c) Izračunajte entropiju izvorišta uz pretpostavku ovisnosti piksela.

(d) S obzirom na stvarne slike, komentirajte je li prikladnije sliku modelirati kao bezmemorijsko izvorište ili izvorište s memorijom. Zašto? Kakva je entropija odnosno količina informacije slike u tom slučaju?

Za izračun traženog možete simulirati kretanje po stanjima Markovljevog lanca pa stacionarne vjerojatnosti aproksimirati na temelju velikog broja ponavljanja, riješiti sustav linearnih jednadžbi (ručno ili programski) ili koristiti neku od postojećih biblioteka (npr. PyDTMC). Neovisno o odabranom postupku, potrebno je prikazati postupak rješavanja.

```
In [80]:
          # (a) izračun stacionarnih vjerojatnosti pojave piksela
          p_xjIxi = np.array([[0.5, 0.5, 0, 0, 0],
                           [0.25, 0.5, 0.25, 0, 0],
                           [0, 0.25, 0.5, 0.25, 0],
                          [0, 0, 0.25, 0.5, 0.25],
                          [0, 0, 0, 0.5, 0.5]
          temp\_array = np.array([[-0.5, 0.25, 0, 0, 0],
                          [0.5, -0.5, 0.25, 0, 0],
                          [0, 0.25, -0.5, 0.25, 0],
                           [0, 0, 0.25, -0.5, 0.5],
                           [0, 0, 0, 0.25, -0.5],
                          [1, 1, 1, 1, 1]
          b_{array} = np.array([0,0,0,0,0,1])
          x, residuals, rank, s = np.linalg.lstsq(temp_array, b_array, rcond=1)
          p_X = x
          print("P(x):", p_X)
          p_xjxi = p_X * p_xjIxi
          # (b) entropija izvorišta za neovisne piksele
          H_X = -np.sum(p_X * np.log2(p_X))
          print("Entropija izvorišta za neovisne piksele", H_X)
          # (c) entropija izvorišta za ovisne piksele
          log_matrix = np.array([[0.5, 0.5, 0, 0, 0],
                          [0.25, 0.5, 0.25, 0, 0],
                          [0, 0.25, 0.5, 0.25, 0],
                          [0, 0, 0.25, 0.5, 0.25],
                          [0, 0, 0, 0.5, 0.5]
          i=0
          j=0
          for red in p_xjIxi:
              novired = np.array([])
              j = 0
              for clan in red:
                  if clan != 0:
                      log_dva = np.log_2(clan)
                  else:
                      log_dva = 0
                  log_matrix[i][j] = log_dva
                  j += 1
          H2_X = -np.sum(np.sum(p_xjxi*log_matrix))
          print("Entropija izvorišta za ovisne piksele", H2_X)
```

```
P(x): [0.125 0.25 0.25 0.25 0.125]
Entropija izvorišta za neovisne piksele 2.249999999999996
Entropija izvorišta za ovisne piksele 1.375
```

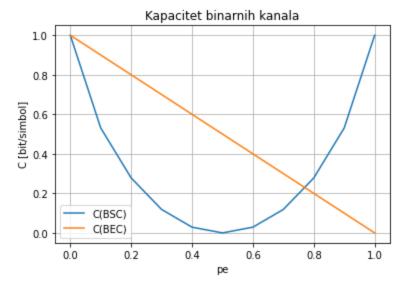
(d) Bolje je implementirati kao izvorište s memorijom, jer je tako količina informacije po simbolu veća

Glavna karakteristika komunikacijskog kanala je kapacitet. Kapacitet predstavlja maksimalnu količinu informacije koju je moguće njime prenijeti. Iz pogleda komunikacijskog sustava (izvorište - kanal - odredište), količina informacije koja se prenosi od izvorišta do odredišta definirana je transinformacijom, a ona, osim o karakteristikama kanala, ovisi i o vjerojatnostima na ulazu kanala,  $p(x_i)$ . Dakle, kapacitet kanala je maksimum transinformacije s obzirom na različite distribucije ulaznih vjerojatnosti:

$$C = \max_{\{p(x_i)\}} I(X;Y) \, [ ext{bit/simbol}]$$

Na sljedećim slikama prikazana su dva najjednostavnija binarna kanala (binarni simetrični kanal (BSC) te binarni kanal s brisanjem (BEC)) u obliku prijelaza između ulaznih i izlaznih simbola s pripadajućim vjerojatnostima. (Vjerojatnost  $p_e$  predstavlja vjerojatnost pogreške, tj. vjerojatnost promjene simbola u kanalu, odnosno vjerojatnost brisanja simbola. Simbol ? predstavlja obrisani simbol.)

Binarni kanali



Zadatak 7 Komentirajte kapacitete binarnog simetričnog kanala i binarnog kanala s brisanjem prikazane na prethodnoj slici u ovisnosti o vjerojatnosti pogreške  $p_e$ . Koji je maksimalni kapacitet i u kojim situacijama se postiže? Objasnite! Povežite s informacijskim mjerama ovisnima o kanalu. Što se događa kada je kapacitet kanala jednak nuli (C=0 [bit/simbol])?

Max transinformacije tj. kapaciteta kanala dostiže se kad je p(0) = p(1) = 1. Kapacitet ovisi o max(I), a I=max(H(Y) - H(Y/X))

Iz svojstava entropije H(Y) znamo da je ona maksimalna ako su vjerojatnosti pojave simbola jednake. Pošto je kanal simetričan, razdioba vjerojatnosti pojave i 1 simbola na izlazu bit će simetrična ako su vjerojatnosti pojave simbola na ulazu i simetrične. Dakle maksimum entropije H(Y) postići će se za p(0) = p(1) = 1.

Kapacitet kanala pada na nulu kad je jerojatnost pogreške p = 0.5, jer u tom slučaju za neku vrijednost na ulazu možemo jednakom vjerojatnošću dobiti 0 ili 1 na izlazu, pa na osnovu simbola na izlazu ne možemo zaključiti ništa o tome koji je simbol bio na ulazu.

## 2. Entropijsko kodiranje

Kodiranje je postupak dodjeljivanja *kodnih riječi* (kodova) simbolima poruke, a događa se u predajniku komunikacijskog sustava neposredno nakon generiranja simbola izvorišta. Dvije su osnovne vrste, odnosno cilja, kodiranja: *kompresija* (sažimanje) kojoj je cilj smanjiti veličinu poruke za slanje te *zaštitno kodiranje* koje poruci daje svojstva koja olakšavaju prijenos poruke u kanalu sa smetnjama.

Osnovna svojstva metoda kompresije su:

- vrši li se kompresija s gubitkom ili bez gubitka informacije
- · omjer kompresije.

Ovo poglavlje obrađuje metode kompresije bez gubitka informacije, odnosno entropijsko kodiranje. Za uvod o metodama kompresije s gubitkom informacije, studenti se upućuju na udžbenik, poglavlja 6 i 7 (opcionalno).

Pri kompresiji poruke bez gubitka informacije, odnosno entropijskom kodiranju, granica do koje se neka poruka može komprimirati, odnosno omjer kompresije, ovisi samo o statističkim karakteristikama izvora, odnosno njegovoj entropiji.

U praktičnim primjenama, kodiranje se većinom vrši u binarnoj abecedi (binarnom sustavu) pri čemu se kodne riječi sastoje od jedne ili više binarnih znamenki.

Vrste kodova:

- nesingularni ako svakom simbolu dodjeljuje drukčiju kodnu riječ,  $x_i 
  eq x_j o C(x_i) 
  eq C(x_j)$ 
  - ne garantiraju jednoznačnu dekodabilnost kodnih riječi
- jednoznačno dekodabilni ako za bilo koje dvije različite poruke proizvodi dvije različite kodirane poruke,  $(x_1x_2\dots x_n)_i \neq (x_1x_2\dots x_n)_j \rightarrow C((x_1x_2\dots x_n)_i) \neq C((x_1x_2\dots x_n)_j)$ 
  - ne garantiraju mogućnost trenutnog dekodiranja, odnosno dekodiranja pojedinačne kodne riječi poruke odmah po njenom primitku
- prefiksni kôd u kojem niti jedna kodna riječ nije prefiks neke druge kodne riječi
  - omogućavaju trenutno dekodiranje te su pogodni za praktične primjene

Prosječna duljina kodne riječi, L(X), računa se kao zbroj duljina kodnih riječi za svaki simbol,  $l(x_i)$  pomnoženih s vjerojatnostima pojavljivanja tog simbola,  $p(x_i)$ :

$$L(X) = \sum_{i=1}^n p(x_i) l(x_i) ext{ [bit/simbol]}$$

*Efikasnost koda*,  $\varepsilon$ , definira se kao omjer entropije i prosječne duljine kodne riječi:

$$\varepsilon = \frac{H(X)}{L(X)} \le 1$$

*Optimalni kôd* je prefiksni kôd s najmanjom mogućom prosječnom duljinom kodne riječi, koji pritom zadovoljava *Kraftovu nejednakost* (uvijet postojanja prefiksnog koda):

$$\min \left[ L(X) = \sum_{i=1}^n p(x_i) l(x_i) 
ight] ext{ uz uvjet } \sum_{i=1}^n d^{-l(x_i)} \leq 1$$

pri čemu je d broj simbola u abecedi koda (d=2 za binarne kodove).

Nužan i dovoljan uvjet optimalnosti koda:

$$H(X) \le L(X) < H(X) + 1$$

## Shannon-Fano kodiranje

Uglavnom se ne koristi u praksi jer ne daje uvijek optimalan kôd, no zbog jednostavnosti olakšava razumijevanje osnovnih principa kodiranja.

Svojstva koda:

- niti jedna kodna riječ ne smije biti prefiks neke druge kodne riječi
- želimo da se u kodiranim porukama simboli 0 i 1 pojavljuju podjednakom vjerojatnošću

Metoda kodiranja:

- 1. simboli abecede se poslože po padajućim vjerojatnostima pojavljivanja
- 2. simboli se podijele u dvije grupe, tako da zbroj vjerojatnosti pojavljivanja simbola jedne i druge grupe bude podjednak
- 3. simbolima jedne grupe dodijeli se kao početak kodne riječi znamenka 0, a simbolima druge grupe znamenka 1
- 4. postupak 2 3 se ponavlja unutar svake grupe dok se grupe ne svedu na po jedan simbol

Zadatak 8 Zadana je funkcija shannon\_fano\_code  $^1$  koja vjerojatnostima ili frekvencijama pojavljivanja simbola sortiranima od najveće prema najmanjoj pridružuje kodne riječi metodom kodiranja Shannon-Fano. U nastavku je dan primjer pozivanja navedene funkcije za izvorište s 5 simbola i frekvencijama pojavljivanja kao u kodu. Za prikazano kodiranje izračunajte (a) prosječnu (srednju) duljinu kodne riječi, L, (b) efikasnost koda,  $\varepsilon$ , te (c) odredite je li nastali kôd optimalan.

```
In [4]:
         def shannon_fano_code(probabilities_sorted, codes, start, end):
             if start == end:
                 return
             l = start
             r = end
             sum_left, sum_right = 0, 0
             while l <= r:
                 if sum_left <= sum_right:</pre>
                      sum_left += probabilities_sorted[l]
                 else:
                      sum_right += probabilities_sorted[r]
                      r -= 1
             for i in range(start, l):
                 codes[i] += '0'
             for i in range(l,end+1):
                 codes[i] += '1'
             shannon_fano_code(probabilities_sorted, codes, start, l-1)
             shannon_fano_code(probabilities_sorted, codes, l, end)
```

```
## example run
         X = ['1', '2', '3', '4', '5']
         F_X = np.array([14, 7, 5, 5, 4])
         # reversed sorting symbol-probability pairs with respect to probabilities
         x_fx_pairs = zip(range(len(X)), X, F_X)
         x_fx_sorted = sorted(x_fx_pairs, key = lambda x: x[2], reverse = True)
         print("Symbol-frequency pairs sorted wrt. frequency:")
         for x_fx in x_fx_sorted:
             print("x{0} = {1}, f(x{0}) = {2}".format(x_fx[0], x_fx[1], x_fx[2]))
         # call encode_shannon_fano function
         order, X, F_X = zip(*x_fx_sorted)
         C_X = ['']*len(X)
         shannon_fano_code(F_X, C_X, 0, len(X)-1)
         x_cx_dict = dict(zip(X, C_X))
         print("\nSymbol-code pairs:")
         for x, cx in x_cx_dict.items():
             print(x, "-", cx)
        Symbol-frequency pairs sorted wrt. frequency:
        x0 = 1, f(x0) = 14
        x1 = 2, f(x1) = 7
        x2 = 3, f(x2) = 5
        x3 = 4, f(x3) = 5
        x4 = 5, f(x4) = 4
        Symbol-code pairs:
        1 - 00
        2 - 01
        3 - 10
        4 - 110
        5 - 111
In [5]:
         # (a) prosječna (srednja) duljina kodne riječi
         freq_sum = np.sum(F_X)
         p_x = np.array([])
         l_x = np.array([])
         for i in range(len(X)):
             p_x = np.append(p_x, F_X[i]/freq_sum)
         for x, cx in x_cx_dict.items():
             l_x = np.append(l_x, len(cx))
         avg_len = 0
         for i in range(len(p_x)):
             avg_len += p_x[i]*l_x[i]
         print("Prosjecna duljina je:", avg_len)
         # (b) efikasnost koda
         H_x = -np.sum(p_x * np.log2(p_x))
         E_x = H_x / avg_len
         print("Efikasnost koda je:", E_x)
         # (c) optimalnost koda
         if H_x <= avg_len or avg_len < H_x+1:</pre>
             print("Kod je optimalan")
             print("Kod nije optimalan")
         shannon_E_x = E_x
```

Prosjecna duljina je: 2.257142857142857 Efikasnost koda je: 0.9538122946960822 Kod je optimalan

## Huffman kodiranje

Relativno jednostavna i često korištena metoda pronalaska optimalnog koda uz poznate vjerojatnosti pojavljivanja simbola.

Metoda kodiranja:

- 1. sortiraj simbole po padajućim vjerojatnostima
- 2. pronađi dva simbola s najmanjim vjerojatnostima
- 3. jednom od njih dodijeli simbol 0, a drugom 1
- 4. kombiniraj ta dva simbola u jedan nadsimbol (nadsimbol je novi simbol čija je vjerojatnost pojavljivanja jednaka zbroju vjerojatnosti pojavljivanja svaju simbola od kojih je nastao) i zapiši ih kao dvije grane binarnog stabla, a nadsimbol kao račvanje iznad njih
- 5. ponavljaj 1 4 dok ne dobiješ samo jedan nadsimbol

edge2 = heapq.heappop(heap)

6. povratkom kroz stablo očitaj kodove

**Zadatak 9** Zadana je funkcija huffman\_code (i ostale pomoćne funkcije) $^1$  koja vjerojatnostima/frekvencijama pojavljivanja simbola sortiranima od najveće prema najmanjoj pridružuje kodne riječi metodom Huffman kodiranja. U nastavku je dan primjer pozivanja navedene funkcije za izvorište s 5 simbola i frekvencijama pojavljivanja kao iz prethodnog zadatka. Za prikazano kodiranje izračunajte (a) prosječnu duljinu kodne riječi, L, (b) efikasnost koda,  $\varepsilon$ , te (c) pokažite da je nastali kôd optimalan.

```
In [68]:
          class Node:
              def __init__(self, symbol, probability):
                  self.symbol = symbol
                  self.probability = probability
                  self.left = None
                  self.right = None
              def __repr__(self):
                  return ("(x="+str(self.symbol)+", p(x)="+str(self.probability)+")")
              @property
              def __lt__(self, other):
                  return self.probability < other.probability</pre>
              def __gt__(self, other):
                  return self.probability > other.probability
          def dict_to_nodes(probabilities):
              nodes = []
              for symbol in probabilities.keys():
                  nodes.append(Node(symbol, probabilities[symbol]))
              return nodes
          def get_codes(root, codeword="", codes_dict={}):
              #given the root of the Huffman code tree, traverses the tree and returns the code of
              if root.left == None and root.right == None:
                  codes_dict[root.symbol] = codeword
              else:
                  if root.left != None:
                      get_codes(root.left, codeword+"0", codes_dict)
                  if root.right != None:
                      get_codes(root.right, codeword+"1", codes_dict)
              return codes_dict
          def huffman_code(heap):
              #construct Huffman code tree given nodes in the heap
              while len(heap) > 1:
                  edge1 = heapq.heappop(heap)
```

```
node = Node("x", edge1.probability+edge2.probability)
                 node.left = edge1
                 node.right = edge2
                 heapq.heappush(heap, node)
             root = heapq.heappop(heap)
                                #if heap only contains 1 node, that node is root.
             return root
         x_fx_dict = dict(zip(X, F_X))
         heap = dict_to_nodes(x_fx_dict)
         # print(heap)
         heapq.heapify(heap)
         root = huffman_code(heap)
         x_cx_dict = get_codes(root)
         print("\nSymbol-code pairs:")
         for x, cx in x_cx_dict.items():
             print(x, "-", cx)
        Symbol-code pairs:
        1 - 0
        5 - 100
        3 - 101
        4 - 110
        2 - 111
In [6]:
         # (a) prosječna duljina kodne riječi
         # p_x JE ISTI KAO U ZADATKU IZNAD
         l_x = np.array([])
         for x, cx in x_cx_dict.items():
             l_x = np.append(l_x, len(cx))
         avg_len = 0
         for i in range(len(p_x)):
             avg_len += p_x[i]*l_x[i]
         print(avg_len)
         # (b) efikasnost koda
         # s obzirom da je p_x isti, onda je i H_x isti
         E_x = H_x / avg_{len}
         print("Efikasnost koda je:", E_x)
         # (c) optimalnost koda
         if H_x <= avg_len or avg_len < H_x+1:</pre>
             print("Kod je optimalan")
         else:
             print("Kod nije optimalan")
         huffman_E_x = E_x
        2.257142857142857
        Efikasnost koda je: 0.9538122946960822
        Kod je optimalan
```

**Zadatak 10** Usporedite efikasnost Shannon-Fano i Huffman kodiranja. Pronađite primjere (skupove simbola s pridruženim vjerojatnostima pojavljivanja) za koje ova dva kodiranja jesu, odnosno nisu jednako efektivna. (Opcionalno: generirajte nasumičnu poruku iz pronađenih izvorišta te ju kodirajte funkcijom encode za kodove generirane Shannon-Fano i Huffman metodama te usporedite dobivene kodirane poruke.)

```
def encode(message, codes_dict):
    #codes every symbol in the message according to the given codes (symbol-code diction
    encoded_message = ""
    for symbol in message:
```

```
encoded_message += codes_dict[symbol]
return encoded_message
```

```
In [15]:
          # usporedba Shannon-Fano i Huffman kodiranja
          #primjer kada jesu jednako efektivni
          X = np.array([1, 2, 3, 4, 5, 6])
          p_x=np.array ( [0.42, 0.24, 0.12, 0.10, 0.10, 0.02])
          l_H = np.array([1,2,3,4,5,5])
          l_S = np.array([1, 2, 4, 4, 4, 4])
          L_H = np.sum(p_x*l_H)
          print(L_H)
          L_S = np.sum(p_x*l_S)
          print(L_S)
          H_X = -np.sum(p_x*np.log2(p_x))
          e_h = H_X/L_H
          print(e_h)
          e_s = H_X/L_s
          print(e_s)
          if e_h == e_s:
              print("Jednako efektivni.")
          print("")
          #primjer kada nisu jednako efektivni je slučaj za gornja dva zadatka (8. i 9.)
          if huffman_E_x != shannon_E_x:
              print("Nisu jednako efektivni.")
          delta_e = huffman_E_x - shannon_E_x
          if delta_e>0:
              print("Huffman je efikasniji.")
          else:
              print("Shannon-Fanoo je efikasniji.")
```

0.95757112963299 0.95757112963299 Jednako efektivni. Shannon-Fanoo je efikasniji.

<sup>1</sup> Implementacija Shannon-Fano i Huffman kodiranja zasniva se na usporedbi sa stranice [OpenGenus IQ] (https://iq.opengenus.org/huffman-coding-vs-fano-shannon-algorithm/).

## Aritmetičko kodiranje

Tretira čitavu poruku kao jedan simbol i preslikava je na jednu vrijednost iz intervala  $[0,1\rangle$ . Znatno je složenije, ali može postići bolje rezultate od Huffmanovog kodiranja.

#### Postupak kodiranja:

2.26

- 1. Podijeli interval [0,1] u n podintervala koj odgovarajju simbolima iz abecede; duljina svakog podintervala je proporcionalna vjerojatnosti pojavljivanja odgovarajućeg simbola.
- 2. Iz promatranog skupa podintervala, odaberi podinterval koji odgovara sljedećem simbolu u poruci.
- 3. Podijeli taj podinterval u n novih podintervala, proporcionalno vjerojatnostima pojavljivanja simbola iz abecede; tako nastaje novi skup podintervala koji promatramo.
- 4. Ponavljaj korake 2 i 3 dok cijela poruka nije kodirana.
- 5. Konačni kôd za čitavu poruku je jedan broj iz intervala u binarnom obliku.

Kumulativni podskupovi za  $X=\{x_1,x_2,\ldots,x_n\} o [p(X)]=[p(x_1)p(x_2)\ldots p(x_n)]$  :

Simbol,  $x_i \quad p(x_i) \quad$  Kumulativni podskupovi,  $[D_s,G_s
angle$ 

Simbol, $x_i$	$p(x_i)$	Kumulativni podskupovi, $[D_s,G_s angle$
$x_1$	$p(x_1)$	$[0,p(x_1)\rangle$
$x_2$	$p(x_2)$	$[p(x_1),p(x_1)+p(x_2)\rangle$
• • •		•••
$x_n$	$p(x_n)$	$\left[\sum_{i=1}^{n-1}p(x_i),1 ight>$

Odabir koda: Prilikom kodiranja, bilo koja vrijednost iz odabranog podintervala u potpunosti definira podinterval, a time i kodiranu poruku. Međutim, pokazano je da je poruku moguće jednoznačno kodirati tako da se uzme neka vrijednost iz pripadajućeg podintervala, da se ona zapiše u binarnom obliku, te da se iz tog zapisa uzme prvih l(x) binarnih znamenki, pri čemu je l(x):

$$l(x) = \left\lceil log rac{1}{P(x)} 
ight
ceil + 1 [ ext{bit}],$$

gdje je P(x) duljina promatranog podintervala.

Budući da implementacija aritmetičkog kodiranja u Pythonu radi s decimalnim brojevima s potencialno velikim brojem znamenki, potrebno je utvrditi preciznost odabranog zapisa za pohranu decimalnog broja, budući da premala preciznost pohrane broja može uzrokovati neispravan rad algoritma. U nastavku je prikazana preciznost pohrane broja tipa float . Pretpostavljamo da je ova preciznost dovoljna za potrebe aritmetičkog kodiranja u sljedećim zadacima.

```
In [40]: # default Python float number precision
import sys
print("Preciznost float broja:", sys.float_info.dig)
```

Preciznost float broja: 15

Za razliku od Shannon-Fano i Huffman kodiranja, gdje je algoritam generiranja kodnih riječi na temelju distribucije vjerojatnosti za rezultat imao kodnu riječ za svaki simbol abecede, postupak kodiranja aritmetičkim kodom odjednom kodira cijelu poruku (niz simbola), neovisno o njenoj duljini, te pri tome ne stvara kodne riječi za preostale poruke. Postupak kodiranja aritmetičkim kodom prikazan je funkcijom encode\_arithmetic.

```
In [53]:
          def encode_arithmetic(message, X, P_X):
              P_X = np.insert(P_X, 0, 0.0)
              cum_probs = []
              D_s = 0.0
              G_s = 1.0
              for symbol in message:
                  # get cumulative probabilities for current step
                  cum\_probs = np.cumsum(P_X)*(G_s-D_s)+D_s
                  # select the appropriate subinterval based on current symbol
                  symbol_idx = X.index(symbol)
                  D_s = cum_probs[symbol_idx]
                  G_s = cum_probs[symbol_idx+1]
                  #print("Simbol {}: [{},{})".format(symbol, D_s, G_s))
              return (D_s+G_s)/2
          X = ['1', '2', '3']
          P_X = np.array([0.8, 0.02, 0.18])
```

```
message = "1321"
code = encode_arithmetic(message, X, P_X)
print("\nPoruka: {}, kodna riječ: {}".format(message, code))
```

Poruka: 1321, kodna riječ: 0.7723520000000001

Zadatak 11 Zadano je diskretno bezmemorijsko izvorište s abecedom  $X=\{a,b,c,d\}$  i vjerojatnostima pojavljivanja [P(X)]=[0.1,0.2,0.3,0.4]. Koristeći dostupne funkcije za kodiranje, kodirajte poruku 'abcdcdd', izračunajte duljinu kodirane poruke u broju bitova te ju usporedite za različita kodiranja (Shannon-Fano, Huffman i aritmetičko kodiranje).

```
In [64]:
          # duljina kodirane poruke za Shannon-Fano, Huffman i aritmetičko kodiranje
          X = ['a', 'b', 'c', 'd']
          P_X = np.array([0.1, 0.2, 0.3, 0.4])
          F_X = np.array([1, 1, 2, 3])
          message = "abcdcdd"
          ##Aritmeticko
          arithmetic_code = encode_arithmetic(message, X, P_X)
          print("Poruka: {}, kodna riječ-aritmeticko kodiranje: {}".format(message, arithmetic_cod
          ##Shannon-fanno
          x_fx_pairs = zip(range(len(X)), X, F_X)
          x_fx_sorted = sorted(x_fx_pairs, key = lambda x: x[2], reverse = True)
          # call encode_shannon_fano function
          order, X, F_X = zip(*x_fx_sorted)
          C_X = ['']*len(X)
          shannon_fano_code(F_X, C_X, 0, len(X)-1)
          x_cx_dict = dict(zip(X, C_X))
          shannon_fano_code_final = encode(message, x_cx_dict)
          print("Poruka: {}, kodna riječ-shannon-fanno: {}".format(message, shannon_fano_code_fine
          ##Huffman
          x_fx_dict = dict(zip(X, F_X))
          heap = dict_to_nodes(x_fx_dict)
          heapq.heapify(heap)
          root = huffman_code(heap)
          huff_x_cx_dict = get_codes(root)
          huffman_code_final = encode(message, huff_x_cx_dict)
          print("Poruka: {}, kodna riječ-huffman: {}".format(message, huffman_code_final))
          #Huffman i shannon fanno daju isti rezultat ovdje, nisam siguran zasto
```

```
Poruka: abcdcdd, kodna riječ-aritmeticko kodiranje: 0.0209824000000000005
Poruka: abcdcdd, kodna riječ-shannon-fanno: 1101111001000
Poruka: abcdcdd, kodna riječ-huffman: 1101111001000
```

## Metode rječnika

Prednost metoda riječnika je što vjerojatnosti pojavljivanja simbola ne moraju biti unaprijed poznate, te su zbog toga pogodne za izvore s memorijom.

Algoritmi kodiranja metodama rječnika uzimaju kao ulaz nizove simbola promjenjive duljine i kodiraju ih kodnim riječima stalne duljine iz rječnika.

Rječnik može biti statičan ako unaprijed znamo karakteristike poruka koje ćemo kodirati, odnosno najučestalije riječi, no efikasnije je dinamički graditi rječnik te ga nadograđivati nadolazećim simbolima, čime se rječnik prilagođava karakteristikama izvora. Sve metode u praksi rade s dinamičkim rječnikom.

#### LZ77

Algoritam LZ77 kao rječnik koristi posmični prozor koji se sastoji od posljednjih n kodiranih simbola poruke koja se kodira. Prozor za kodiranje je niz idućih m simbola koje treba kodirati.



Postupak kodiranja:

```
sve dok (ProzorZaKodiranje nije prazan) {
   pronađi bilo gdje u PosmičnomProzoru najdulji slijed simbola koji je
jednak
    slijedu simbola u ProzoruZaKodiranje gledano točno od njegovog
početka, zapiši (pomak, duljina);
   ako je (duljina > 0) {
        izlaz iz kodera (pomak, duljina, sljedeći simbol); % Sljedeći
simbol mora uvijek bit u prozoru za kodiranje;
       pomakni PosmičniProzor i ProzorZakodiranje za duljina+1 simbol u
poruci (u desno);
   } inače {
        izlaz iz kodera (0, 0, prvi simbol u ProzoruZaKodiranje);
        pomakni PosmičniProzor i ProzorZakodiranje za 1 simbol u poruci
(u desno);
    }
}
```

Izlaz iz kodera zapisuje su u obliku (*pomak*, *duljina*, *sljedeći simbol*), pri čemu *pomak* označava broj simbola od kraja posmičnog prozora do pronađenog niza, *duljina* je duljina pronađenog niza, a *sljedeći simbol* je simbol koji dolazi u prozoru za kodiranje neposredno nakon pronađenog niza.

Nedostatak ovog algoritma je što pamti samo nizove simbola unutar posmičnog prozora (njegova memorija je relativno kratka). Za ostvarenje kompresije, poruka mora sadržavati ponovljene nizove simbola unutar duljine posmičnog prozora. U najgorem slučaju, ako je izvor periodičan, a period mu je samo malo duži od duljine posmičnog prozora, kodiranje je izuzetno loše jer se nikada ne uspije uhvatiti ponovljeni niz simbola.

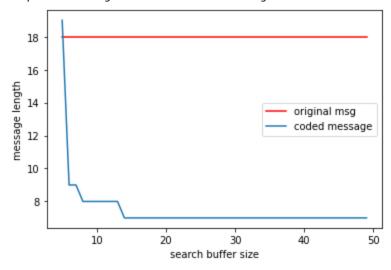
Implementacija algoritma LZ77 dana je u direktoriju ove bilježnice, u poddirektoriju /codes. Pozivanje funkcije encode\_lz77 prikazano je u sljedećem odsječku koda.

**Zadatak 12** Analizirajte omjer kompresije ostvaren algoritmom LZ77 s obzirom na veličine posmičnog prozora i prozora za kodiranje. Istu poruku kodirajte algoritmom LZ77 s različitim veličinama prozora, rezultate prikažite tekstualno ili na grafu. Objasnite dobivene rezultate. Primjer koda dan je u nastavku.

```
In [81]: message = "abcdefabcdefabcdef"
```

```
search_buffer = range(5,50)
search_buff_look_ahead_buff_diff = [1,2,3,4]
coded_length = []
for sb in search_buffer:
    look_ahead_buffer = sb-1
    coded = encode_lz77(message, sb, look_ahead_buffer)
    #print("sb={}, coded:{}, length:{}".format(sb,coded, len(coded)))
    coded_length.append(len(coded))
plt.plot(search_buffer, [len(message)]*len(search_buffer), 'red')
plt.plot(search_buffer, coded_length)
plt.xlabel("search buffer size")
plt.ylabel("message length")
plt.legend(["original msg", "coded message"])
print("\n\nSto je search buffer veci konacna duljina poruke ce biti kraca, pri cemu se r
      "postize u trenutku u kojem je search buffer jednak duljini poruke.\n"
     "Kako se povecava razlika duljine search buffera i look ahead buffera, tako je poti
      "krati s istom duljinom search buffera")
```

Sto je search buffer veci konacna duljina poruke ce biti kraca, pri cemu se minimalna du ljina postize u trenutku u kojem je search buffer jednak duljini poruke. Kako se povecava razlika duljine search buffera i look ahead buffera, tako je potrebna s e poruka manje krati s istom duljinom search buffera



#### **LZW**

Algoritam LZW je poboljšanje algoritma LZ78 (poboljšane verzije algoritma LZ77). Metoda kreće s početnim rječnikom koji sadrži sve osnovne simbole abecede, čime se izbjegava potreba slanja koda sljedećeg simbola i šalje se samo indeks u rječnik.

Postupak kodiranja:

```
RadnaRiječ : = ' ';
sve dok (postoje simboli poruke na ulazu kodera) {
  NoviSimbol : = uzmi s ulaza sljedeći simbol poruke;
  ako (RadnaRiječ+NoviSimbol postoji u rječniku) {
     RadnaRiječ : = RadnaRiječ+NoviSimbol;
  } inače {
     izlaz iz kodera (indeks za RadnuRiječ);
     dodaj RadnaRiječ+NoviSimbol u rječnik;
```

```
RadnaRiječ : = NoviSimbol;
}

In [54]: D = ['#','A','B','C','D']
coded = encode_lzw(D, "BABAABAAA")
print(coded)

[2, 1, 5, 6, 1, 9]
```

**Zadatak 13** Za poruku iz prethodnog zadatka stvorite početni rječnik za kodiranje metodom LZW te istu kodirajte. Usporedite duljinu kodirane poruke dobivenu algoritmima LZ77 i LZW te objasnite razlike u metodama kodiranja u smislu dobivene kodirane poruke i eventualnih predkoraka koje je potrebno napraviti za uspješno kodiranje (uz pretpostavku da se poruka kodira kod pošiljatelja, a dekodira kod primatelja).

```
LZW kod: [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 11, 13, 10, 6]
LZW duljina koda: 12
LZW kod je duzi prilikom gotovo svake duljine search buffera kod LZ77 kodiranja
Ako se salje LZW kod, uz kod mora biti poslan i pocetni rijecnik
Ako se salje LZ77 kod, uz kod mora biti poslana velicina search buffera i look ahead buf
fera
```

# 3. Zaštitno kodiranje

Zaštitno kodiranje je postupak dodjeljivanja zaštitnih kodnih riječi simbolima kodirane poruke. Slijed zaštitnih kodnih riječi formira zaštitno kodiranu poruku.

Izvršava se u koderu kanala, a koristi se kako bi se smanjio utjecaj šuma u kanalu na odaslane poruke, odnosno spriječio gubitak poruke.

Zaštitnim se kodiranjem porukama dodjeljuju kodne riječi veće prosječne duljine od prosječne duljine poruka. To omogućuje da dekoder na odredištu otkrije pogrešku nastalu prilikom prijenosa. Cilj je iskoristiti onaj zaštitni kôd koji uvodi najmanje moguće povećanje prosječne duljine poruke, a u isto vrijeme osigurava prihvatljivo malu vjerojatnost da pogreške simbola zaštitno kodirane poruke nastale pri prijenosu ostanu neotkrivene.

Ukoliko dođe do otkrivanja pogreške na primljenoj zaštitnoj kodnoj riječi, pokreće se postupak otklanjanja pogreške. Otklanjanje pogreške može se vršiti u dekoderu kanala pomoću posebnih svojstava zaštitnog koda za otklanjanje i ispravljanje pogreške ili mehanizmom ponovnog slanja poruke.

Zaštitni se kodovi dijele u dvije osnovne skupine:

blok kodovi - k-bitnu poruku preslikavaju u n-bitnu kodnu riječ (pripadaju koderima bez memorije)

 konvolucijski kodovi - generiraju bit kodne riječi kao funkciju trenutačnog stanja ulaza kodera i prethodnih stanja (pripadaju memorijskim kodovima)

Osim ove podjele, zaštitni kodovi se još dijele na linearne i nelinearne, pri čemu linearnost označava svojstvo da se svaka kodna riječ može izraziti kao linearna kombinacija drugih kodnih riječi. Linearnim kodovima pripadaju blok, konvolucijski i turbo kodovi.

Oznaka blok koda: K(n,M,d(K)) ili K[n,k,d(K)]

- n duljina kodne riječi
- M maksimalan broj kodnih riječi koda K
- ullet d(K) minimalna udaljenost koda

$$M=2^k$$

• *k* - broj podatkovnih bitova u kodnoj riječi (poruka)

Udaljenost (distanca) koda, d(K):

$$d(K) = \min_{\mathbf{x}, \mathbf{y} \in K} (d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) | \mathbf{x} 
eq \mathbf{y})$$

•  $\mathbf{x}, \mathbf{y}$  – kodne riječi koda K

Svojstva Hammingove udaljenosti:

- d(x,y)=0 ako i samo ako x=y
- $d(x,y) = d(y,x), \forall x, y \in K$
- $d(x,y) \leq d(x,z) + d(z,y), \forall x,y,z \in K$

Sposobnost otkrivanja pogrešaka, s:

$$s = d(K) - 1$$

Sposobnost ispravljanja pogrešaka, t:

$$t = \left\lfloor rac{d(K) - 1}{2} 
ight
floor$$

Hammingova međa:

$$M \leq rac{2^n}{\sum_{i=0}^t inom{n}{i}}$$

Za perfektan kôd vrijedi jednakost u gornjem izrazu.

Svojstva linearnih binarnih blok kodova ( $\forall x,y\in K$ ,  $a\in F_2=\{0,1\}$ ):

- $x + y \in K$
- $a \cdot x \in K$

Vjerojatnost ispravnog dekodiranja za binarni simetrični kanal:

$$p=\sum_{i=0}^n inom{n}{i} p_g^i (1-p_g)^{n-i}$$

•  $p_q$  – vjerojatnost pogreške bita

Kodna brzina koda, R(K) ili R:

$$R(K) = \frac{k}{n} \le 1$$

Razmatramo nekoliko zaštitnih kodiranja: paritetno kodiranje, Hammingovo kodiranje, ciklično kodiranje i konvolucijsko kodiranje.

### Paritetno kodiranje

Paritetno kodiranje je najjednostavnija klasa blok kodova koja se koristi u praksi. Služi isključivo za otkrivanje pogreški u primljenoj kodnoj riječi. Izvodi se dodavanjem zalihosnog simbola/bita poruci tako da zbroj jedinica u kodnoj riječi bude paran ili neparan (tzv. horizontalna provjera zalihosti). Zalihosni bit se u tom slučaju naziva paritetni bit.

U praksi se paritetno kodiranje provodi uvođenjem zajedničkih paritetnih bitova za više uzastopnih poruka. U tom slučaju, za koder s primjerice m kodnih poruka, nakon njihovog kodiranja se formira posebna kodna riječ s bitovima koji predstavljaju paritetne bitove svih i-tih simbola poruka. Ovo se još zove vertikalna provjera zalihosti.

**Zadatak 14** Sljedeći kôd predstavlja koder koji kodira horizontalnom i vertikalnom provjerom zalihosti parnim paritetom. Nadopunite linije koda koje nedostaju za generiranje zalihosnih simbola. Komentirajte može li se pomoću ovakvog kodera otkriti i/ili ispraviti pogreška, i ako da, na koji način.

```
In [33]:
          # broj poruka
          m = 4
          # duljina poruke
          k = 3
          # matrica poruka
          msg_matrix = np.random.randint(0,2,m*k).reshape(m,k)
          print("Nekodirane poruke:\n", msg_matrix)
          # dodaj mjesto za paritetni bit
          msg_matrix = np.append(msg_matrix, np.zeros((m,1), dtype=int), axis=1)
          msg_matrix = np.append(msg_matrix, np.zeros((1,k+1), dtype=int), axis=0)
          print("\nNekodirane poruke i 0 na mjestu zalihosnih bitova:\n", msg_matrix)
          # postavi paritetne bitove
          print("REDOVI\n")
          for row in msg_matrix[:-1]:
              if np.sum(row) % 2 !=0:
                  row[k] = 1
              else:
                  row[k] = 0
          #znamenke u posljednjem retku -> paritetni bit stupca
          last_row = np.array([])
          transposed = msg_matrix.T
          for column in transposed[0:m]:
              if np.sum(column) % 2 !=0:
                  last_row = np.append(last_row, 1)
                  last_row = np.append(last_row, 0)
          msg_matrix[m] = last_row
```

```
#dodaj red ispod ako se ne racuna paritetni bit pariteta redova
\#msg_matrix[m][k] = 0
print ("\nZaštitne kodne riječi:\n", msg_matrix)
Nekodirane poruke:
 [[1 0 0]
 [0 1 0]
 [0 \ 0 \ 0]
 [1 0 0]]
Nekodirane poruke i 0 na mjestu zalihosnih bitova:
 [[1 0 0 0]
 [0 1 0 0]
 [0 \ 0 \ 0 \ 0]
 [1 0 0 0]
 [0 0 0 0]]
REDOVI
Zaštitne kodne riječi:
 [[1 \ 0 \ 0 \ 1]]
 [0 1 0 1]
 [0 \ 0 \ 0 \ 0]
 [1 0 0 1]
 [0 1 0 1]]
```

## Hammingovo kodiranje

Hammingov kôd je bilo koji linearni blok kôd čija matrica provjere pariteta  ${\bf H}$  ima r redaka, a u stupcima ima sve moguće vektore dimenzije r>1 osim vektora  ${\bf 0}$ .

Svojstva Hamminggovog koda, Ham(r):

- linearan blok kôd  $[2^r-1, 2^r-1-r]$
- ima najmanju udaljenost 3 (otkriva dvostruku i ispravlja jednostruku pogrešku)
- · perfektan kôd

U nastavku je prikazano korištenje Hammingovog kodera iz biblioteke scikit dsp comm .

**Zadatak 15** Provjerite svojstvo Hammingovog koda da otkriva dvostruku i ispravlja jednostuku pogrešku za Hammingov koder iz biblioteke u kodu. Kodirajte proizvoljnu poruku, simulirajte pogreške promjenom nekih bitova kodirane poruke te istu dekodirajte.

```
In [48]:
          parity_bits = 3
          ham = block.FECHamming(parity_bits)
          print("k = {}\n = {}\n = \n{}\n".format(ham.k, ham.n, ham.H, ham.G))
          message = np.random.randint(0,2,ham.k)
          print("message: ", message)
          coded_message = ham.hamm_encoder(message).astype(int)
          print("coded message: ", coded_message)
          decoded_message = ham.hamm_decoder(coded_message)
          print("decoded message: ", decoded_message)
          # simuliranje greške u kodiranoj poruci
          error_num = 3
          for i in range(error_num):
              rand_position = np.random.randint(0, len(coded_message))
              coded_message[rand_position] = np.random.randint(2)
          print("coded message with faulty: ", coded_message)
```

```
decoded_message = ham.hamm_decoder(coded_message)
print("decoded message with faulty:", decoded_message)
```

```
k = 4
n = 7
H =
[[1 1 0 1 1 0 0]
[1 1 1 0 0 1 0]
[1 0 1 1 0 0 1]]
G =
[[1 0 0 0 1 1 1]
 [0 1 0 0 1 1 0]
 [0 0 1 0 0 1 1]
 [0 0 0 1 1 0 1]]
message: [0 0 1 0]
coded message: [0 0 1 0 0 1 1]
decoded message: [0 0 1 0]
coded message with faulty: [0 0 0 1 0 1 0]
decoded message with faulty: [1 0 0 1]
```

## Ciklično kodiranje

Ciklični kodovi su linearni blok kodovi sa svojstvom da se cikličnim posmicanjem jedne kodne riječi uvijek dobiva neka kodna riječ iz istog cikličnog koda.

U nastavku je prikazano korištenje biblioteke iz prethodnog zadatka za kodiranje cikličnim kodom.

```
In [65]: # stvori koder na temelju koeficijenata generirajućeg polinoma
    cyc = block.FECCyclic('1011')

x = np.zeros((16,4), dtype=int)
    for i in range(0,16):
        xbin = block.binary(i,4)
        xbin = np.array(list(xbin)).astype(int)
        x[i,:] = xbin
    print("possible messages:\n", x)

print("message for coding:", x[4])
    codeword = cyc.cyclic_encoder(x[4])
    print("codeword:",codeword)
    decoded_message = cyc.cyclic_decoder(codeword)
    print("decoded message:", decoded_message)
```

```
possible messages:
 [[0 \ 0 \ 0 \ 0]]
 [0 \ 0 \ 0 \ 1]
 [0 \ 0 \ 1 \ 0]
 [0\ 0\ 1\ 1]
 [0 1 0 0]
 [0 1 0 1]
 [0 \ 1 \ 1 \ 0]
 [0\ 1\ 1\ 1]
 [1 0 0 0]
 [1 \ 0 \ 0 \ 1]
 [1 0 1 0]
 [1 \ 0 \ 1 \ 1]
 [1 \ 1 \ 0 \ 0]
 [1 \ 1 \ 0 \ 1]
 [1 1 1 0]
 [1 1 1 1]]
message for coding: [0 1 0 0]
codeword: [0 1 0 0 1 1 1]
decoded message: [0 1 0 0]
```

Zadatak 16 Zadana je funkcija transmission koja simulira slanje poruke kanalom sa šumom. Na temelju 100 kodiranih, odaslanih i dekodiranih poruka izračunajte vjerojatnost pogrešnog dekodiranja poruke pri primatelju (odnosno udio neuspješno dekodiranih poruka). Koristite ciklični koder iz prethodnog primjera. Opcionalno: komentirajte šum koji "proizvodi" funkcija transmission u smislu vjerojatnosti pojave pogrešaka te usporedite dobivenu vjerojatnost s rezultirajućom vjerojatnosti pogrešnog dekodiranja.

```
In [73]:
          def transmission(message):
              mask = np.random.rand(len(message))>0.9
              return (message+mask)%2
          wrong_decoded = 0
          for i in range(100):
              # generiraj poruku
              message = np.zeros((16,4), dtype=int)
              for i in range(0,16):
                  xbin = block.binary(i,4)
                  xbin = np.array(list(xbin)).astype(int)
                  message[i,:] = xbin
              rand_position = np.random.randint(0, 16)
              # kodiraj poruku
              chosen_message = message[rand_position]
              coded_message = cyc.cyclic_encoder(chosen_message)
              # simuliraj slanje poruke
              received_message = transmission(coded_message)
              # dekodiraj poruku
              decoded_message = cyc.cyclic_decoder(received_message)
              # ako je poruka neispravno dekodirana, povećaj broj neispravno dekodiranih poruka
              if (decoded_message==chosen_message).all() : wrong_decoded += 1
          # izračunaj vjerojatnost pogrešnog dekodiranja
          print("Vjerojatnost je: ", wrong_decoded/100)
```

Vjerojatnost je: 0.86

## Konvolucijsko kodiranje

Konvolucijski kodovi mogu se promatrati kao poseban slučaj linearnih blok kodova. Razlikuju se u dvije važne stavke:

- konvolucijski kodovi spadaju u grupu memorijskih kodova, tj. generiranje n-tog bita u kodnoj riječi ovisi ne samo o trenutačnom ulaznom bitu kodera nego i o k prethodnih ulaznih bitova
- kodna riječ kod konvolucijskih kodova može u svojoj duljini biti beskonačna jer i izvorna poruka može biti beskonačna u svojoj duljini, što je u suprotnosti s blok kodovima

Kod ovog tipa kodiranja pojedinačni blok bitova ne predstavlja kodnu riječ. Kodna riječ predstavljena je kontinuiranim slijedom bitova i ista nastaje prolaskom izvorne poruke kroz linearni posmačni registar s konačnim brojem memorijskih stanja - m.

**Opcionalno: Zadatak 17** Pomoću biblioteke iz prethodnih zadataka ( scikit\_dsp\_comm ) prikažite rad proizvoljnog konvolucijskog kodera. Objasnite što je sve potrebno za definiranje kodera te na koji način se vrši kodiranje i dekodiranje.

In [ ]:		

# Literatura:

- 1) I. S. PANDŽIĆ, A. BAŽANT,. Ž. ILIĆ, Z. VRDOLJAK, M. KOS, V. SINKOVIĆ, Uvod u teoriju informacije i kodiranje. 2. izdanje, Element, 2009.
- 2) Ž. ILIĆ, A. BAŽANT, T. BERIŠA, Teorija informacije i kodiranje zbirka zadataka. 3. izdanje, Element, 2013.