# Domácí úkol 2

### Ladislav Martínek a Richard Werner

May 4, 2019

## Domácí úkol 2 (6 bodů)

# 1 Úkoly

- 1. (1b) Z datového souboru načtěte text k analýze. Odhadněte pravděpodobnosti písmen (včetně mezer), které se v textu vyskytují. Takto získané empirické rozdělení graficky znázorněte. Pro další body předpokládejme, že je text vygenerován z homogenního markovského řetězce s diskrétním časem.
- 2. (1.5b) Za tohoto předpokladu odhadněte matici přechodu.
- 3. (2b) Na základě matice z předchozího bodu najděte stacionární rozdělení tohoto řetězce.
- 4. (1.5b) Porovnejte stacionární rozdělení se získaným empirickým rozdělením. Tj. na hladině 5% otestujte hypotézu, že se empirické rozdělení z bodu 1 rovná stacionárnímu rozdělení.

# 2 Řešení

```
In [1]: import math
        import scipy
        import numpy as np
        import matplotlib.pyplot as plt
        from scipy import stats
```

### 2.1 Zpracování souborů

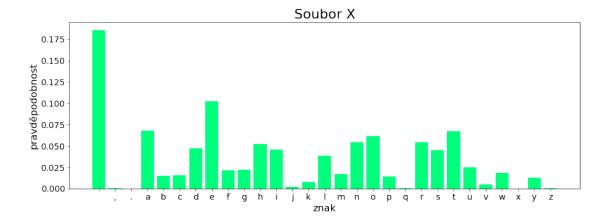
```
In [2]: K = 15
        L = len("Martinek")
        X = ((K*L*23) % (20)) + 1
        X_file = '0'*(3-len(str(X)))+str(X)+'.txt'

In [3]: def read_whole_file(filename):
        with open(filename, 'r') as file:
        return file.read()

        xfile = read_whole_file(X_file)
```

### 2.2 Příklad 1

Na následujícím grafu jsou znázorněny vypočítané pravděpodobnosti výskytu daných písmen (znaků) v datovém souboru.



### 2.3 Příklad 2

Iterovali jsme přes celý textový soubor a napočítali konkrétní přechody mezi písmeny (znaky). Abychom získali matici přechodů, bylo nutné, aby suma v řádku byla rovna 1 pro pravděpodobnost přechodu ze znaku i do znaku j. Takže jsme každý řádek matice vydělili jeho součtem. Níže je vidět výsledná matice přechodu.

```
In [22]: # dict with keys to the matrix
         letters = list(xfile.replace("\n", "").lower())
         letter_to_key = {}
         key_to_letter = {}
         cnt = 0
         for i in letters:
             if i not in letter_to_key:
                 letter_to_key[i] = cnt
                 key_to_letter[cnt] = i
                 cnt += 1
         matrix = np.zeros((len(letter_to_key), len(letter_to_key)))
         # counts in matrix
         for i, letter in enumerate(letters[:-1]):
             matrix[letter_to_key[letter]][letter_to_key[letters[i+1]]] += 1
         # transition matrix - need sum of row == 1
         P = matrix/np.sum(matrix, 1)[:, np.newaxis]
         string = ' |'
         for j in key_to_letter:
             string = string + ' {} |'.format(key_to_letter[j])
         display(string)
         # print the matrix
         for i, row in enumerate(P):
```

```
string = key_to_letter[i]+'| '
for j, letter_cnt in enumerate(row):
    if round(letter_cnt, 2) == 0:
        string = string + '{0:.2f}|'.format(round(letter_cnt, 2))
    else:
        string = string + '{0:.2f}|'.format(round(letter_cnt, 2))
display(string)
```

	p	i	e	r	0	t	,		d	g	f	b	1	u	m	y	W	a		h	С	n	S	v	k	q	j	Х	Z
p	0.11	0.13	0.25	0.07	0.05	0.02	0.00	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.15	0.07	0.00	0.02	0.00	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
i	0.01	0.00	0.08	0.08	0.02	0.15	0.00	0.06	0.03	0.04	0.03	0.00	0.03	0.01	0.05	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.04	0.24	0.09	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00
e	0.01	0.02	0.03	0.15	0.00	0.02	0.00	0.35	0.10	0.01	0.00	0.00	0.04	0.00	0.01	0.02	0.00	0.07	0.00	0.00	0.01	0.09	0.05	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
r	0.00	0.12	0.25	0.04	0.11	0.04	0.00	0.18	0.03	0.01	0.01	0.00	0.01	0.01	0.01	0.02	0.00	0.06	0.00	0.00	0.00	0.03	0.04	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00
0	0.01	0.01	0.00	0.11	0.05	0.07	0.00	0.12	0.01	0.05	0.11	0.00	0.05	0.14	0.06	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.02	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01
t	0.00	0.03	0.06	0.03	0.09	0.03	0.00	0.29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.01	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	0.35	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
,	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	0.04	0.03	0.01	0.01	0.06	0.14	0.00	0.00	0.05	0.02	0.05	0.06	0.04	0.00	0.04	0.01	0.07	0.13	0.00	0.09	0.04	0.02	0.06	0.01	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00
d	0.00	0.05	0.10	0.04	0.10	0.00	0.00	0.58	0.01	0.00	0.01	0.00	0.02	0.01	0.00	0.01	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
g	0.00	0.04	0.09	0.12	0.03	0.01	0.00	0.32	0.00	0.04	0.00	0.00	0.01	0.04	0.00	0.02	0.00	0.04	0.00	0.12	0.00	0.01	0.11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
f	0.00	0.07	0.09	0.10	0.19	0.04	0.00	0.33	0.00	0.00	0.04	0.00	0.04	0.07	0.00	0.00	0.00	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
b	0.00	0.10	0.21	0.13	0.11	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.02	0.13	0.13	0.00	0.03	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
1	0.00	0.12	0.21	0.00	0.11	0.01	0.00	0.10	0.09	0.02	0.01	0.00	0.12	0.03	0.00	0.07	0.00	0.07	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00
u	0.06	0.02	0.02	0.10	0.00	0.15	0.00	0.01	0.02	0.10	0.00	0.01	0.12	0.00	0.04	0.01	0.00	0.02	0.00	0.00	0.03	0.14	0.14	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01
m	0.02	0.07	0.25	0.00	0.09	0.00	0.01	0.20	0.00	0.00	0.00	0.05	0.00	0.05	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
у	0.00	0.00	0.09	0.00	0.04	0.01	0.00	0.80	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00
W	0.00	0.12	0.17	0.01	0.12	0.00	0.00	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.27	0.00	0.14	0.00	0.06	0.02	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00
a	0.01	0.02	0.01	0.11	0.00	0.10	0.00	0.06	0.07	0.03	0.01	0.03	0.06	0.02	0.01	0.04	0.02	0.00	0.00	0.00	0.04	0.26	0.08	0.01	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00
	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
h	0.00	0.13	0.48	0.00	0.08	0.04	0.00	0.09	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
С	0.00	0.03	0.11	0.00	0.19	0.07	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.03	0.00	0.00	0.00	0.16	0.00	0.25	0.01	0.00	0.00	0.00	0.09	0.00	0.00	0.00	0.00
n	0.00	0.02	0.06	0.05	0.04	0.06	0.00	0.25	0.29	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.03	0.00	0.00	0.03	0.01	0.02	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00
S	0.01	0.04	0.08	0.00	0.08	0.11	0.00	0.49	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.01	0.01	0.01	0.03	0.00	0.05	0.01	0.00	0.02	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00
V	0.00	0.13	0.73	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
k	0.00	0.15	0.40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.33	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
q	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
J	0.00	0.00	0.87	0.00	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
X	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Z	0.00	0.17	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.17

#### 2.4 Příklad 3

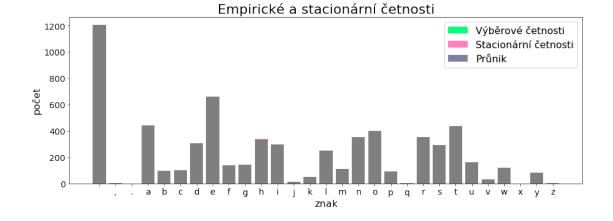
Při hledání stacionárního rozdělení vycházíme z rovnosti  $\pi = \pi P$ . Dále že pokud platí  $\vec{v}P = \lambda \vec{v}$ , potom také  $(\alpha \vec{v})P = \lambda (\alpha \vec{v})$ . Z dokumnetace scipy metoda eig vrací jako druhý argument: *The normalized left eigenvector corresponding to the eigenvalue w[i] is the column vl[:,i]*. *Only returned if left=True*.

```
In [7]: # Solve an ordinary or generalized eigenvalue problem of a square matrix.
       v = scipy.linalg.eig(P.astype(np.float),left=True,right=False)
        # The eigenvalues, each repeated according to its multiplicity.
       v = v[1]
        # get first column
       v = v[:,0]
       stacionary_distribution = v / sum(v)
       print("Stacionary distribution")
       print(stacionary_distribution.real)
       print("\nCheck sum: ", stacionary_distribution.sum().real)
       print()
       stacionary_distribution_round = (v / sum(v)).round(4).real
       print(stacionary_distribution_round)
       print()
       print("\nCheck sum after round: ", stacionary_distribution_round.sum())
Stacionary distribution
[1.39846205e-02 4.59924066e-02 1.01994761e-01 5.44738342e-02
6.18536309e-02 6.73979107e-02 3.07747283e-04 1.85601668e-01
 4.69262579e-02 2.20088141e-02 2.12347538e-02 1.50814659e-02
 3.85932560e-02 2.46153263e-02 1.69257852e-02 1.30767711e-02
 1.81592446e-02 6.77060272e-02 1.53877335e-04 5.18785635e-02
 1.56952306e-02 5.46203074e-02 4.47920949e-02 4.61583354e-03
 8.00092027e-03 9.23461875e-04 2.30847846e-03 1.53838252e-04
9.23112969e-04]
[0.014 0.046 0.102 0.0545 0.0619 0.0674 0.0003 0.1856 0.0469 0.022
0.0212 0.0151 0.0386 0.0246 0.0169 0.0131 0.0182 0.0677 0.0002 0.0519
0.0157 0.0546 0.0448 0.0046 0.008 0.0009 0.0023 0.0002 0.0009]
Check sum after round: 1.0001
```

#### 2.5 Příklad 4

- Na následujícím grafu je znázorněno srovnání empirických četností výskytu znaků s teoretickými četnostmi, které vycházejí ze stacionárního rozdělení.
- Je dobře vidět, že jsou obě sady četností téměř identické, tudíž předpokládáme, že ani nebude možné zamítnout jejich shodu ve prospěch alternativy, tedy že jsou nezávislé. K tomuto využijeme testu dobré shody.

```
In [8]: y_values = []
        for 1 in xletters:
            y_values.append(stacionary_distribution.real[letter_to_key[1]])
In [9]: fig, ax = plt.subplots(1, 1, figsize=(15, 5))
        ax.bar(xletters, xletter_cnt, fc=(0, 1, 0.48, 1), lw=3)
        ax.bar(xletters, np.array(y_values)*len(xfile), fc=(1, 0, 0.52, 0.5), lw=3)
        ax.bar([1], [0], color=(0, 0, 0.249, 0.5))
        ax.set_xlabel('znak', fontsize=16)
        ax.set_ylabel('počet', fontsize=16)
        ax.set_title('Empirické a stacionární četnosti', fontsize=22)
        plt.legend(['Výběrové četnosti', 'Stacionární četnosti', 'Průnik'], fontsize=16)
        for tick in ax.xaxis.get_major_ticks():
            tick.label.set_fontsize(14)
        for tick in ax.yaxis.get_major_ticks():
            tick.label.set_fontsize(14)
        plt.show()
```



```
In [10]: stationary_counts = np.array(y_values)*len(xfile)
In [11]: def merge_bins(counts):
             flag = True
             while(flag):
                 flag = False
                 merged_arr = []
                 waiting = 0
                 for val in counts:
                     if val+waiting > 4:
                         merged_arr.append(val+waiting)
                         waiting = 0
                     else:
                         flag = True
                         waiting += val;
                 if waiting > 0:
                     merged_arr[-1] += waiting
                 counts = merged_arr
             return np.array(counts)
In [12]: merged_stationary_counts = merge_bins(stationary_counts)
         merged_xletter_cnt = merge_bins(xletter_cnt)
         print("Četnosti mají shodnou délku po spojení binů?",
         "Ano" if len(merged_stationary_counts) == len(merged_xletter_cnt) else "Ne")
Četnosti mají shodnou délku po spojení binů? Ano
```

#### 2.5.1 Test dobré shody

- H<sub>0</sub> pro nás představuje dobrou shodu empirických a stacionárního rozdělení,
- *H*<sub>A</sub> představuje jejich nezávislost.

• Na hladině 5% nezámítáme hypotézu  $H_0$ , tedy  $H_A$  je statisticky nevýznamné a může nastat chyba 2. druhu o které nic nevíme. Ale z vysoké p-hodnoty můžeme s téměř sto procentní jistotou říct, že chyba 2. druhu nenastane a platí hypotéza  $H_0$ , jak jsme předpokládali. Tedy empirické četnosti a vektor stacionárního rozdělení mají shodné rozdělení.