riešenie-xmakis00

December 9, 2022

0.0.1 Riešenie projektu z MSP

```
[]: import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import statsmodels.api as sm
import statsmodels.stats.api as sms
from statsmodels.compat import lzip
from statsmodels.stats.anova import anova_lm
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
from scipy import stats
```

0.0.2 Uloha 1

Riešenie prvej úlohy sme začali zbieranim dát z okolia študenta.

```
[]: df = pd.read_csv('data.csv')
df
```

[]:	Praha	${\tt Brno}$	Znojmo	Tišnov	Paseky	Horní Lomná	Dolní Věstvonice	\
0	1327	915	681	587	284	176	215	
1	510	324	302	257	147	66	87	
2	352	284	185	178	87	58	65	
3	257	178	124	78	44	33	31	
4	208	129	70	74	6	19	32	

```
okolie studenta
0 32
1 11
2 15
3 4
4 2
```

a) V městech, obcích a v okolí studenta (8. průzkumů) je stejné procentuální zastoupení obyvatel, co preferují zimní čas.

```
[]: row_sums = df.sum(axis=1) # vypočítane sumy pre všetky hodnoty odpovedí
```

```
poc_all = row sums[1]/row sums[0] # teoreticke zastupenie zimného času v celomu
      ⇔prieskume
     zas_all_let = row_sums[2]/row_sums[0] # zastupenie letneho času v celom_
     ⇔prieskume
     zas_all_swtch = row_sums[3]/row_sums[0] # zastupenie striedačov času v celomu
      ⇔prieskume
     zas_all_non = row_sums[4]/row_sums[0] # zastupenie nerozhodnych v celom_
      ⇔prieskume
     print("Zimný čas: " + str(poc_all))
     print("Letny čas: " + str(zas_all_let))
     print("Zmena času: " + str(zas_all_swtch))
     print("Bez nazoru: " + str(zas_all_non))
     print("Súčet: " + str(poc_all + zas_all_let + zas_all_swtch + zas_all_non))
    Zimný čas: 0.40407872895423286
    Letny čas: 0.29025373488261796
    Zmena času: 0.17761441783258242
    Bez nazoru: 0.12805311833056676
    Súčet: 1.0
[]: poc_teor = []
    diff_teor = []
     pocetnost = [510, 324, 302, 257, 147, 66, 87, 11]
     iter = 0
     for option in df:
        poc_teor.append(df[option][0] * poc_all)
     for option in df:
        diff_teor.append((df[option][1] - poc_teor[iter])**2/poc_teor[iter])
        iter += 1
     d = {'Mesta': ['Praha', 'Brno', 'Znojmo', 'Tišnov', 'Paseky', 'Horní Lomná', |
      →'Dolní Věstonice', 'Okolie študenta'],
          'Početnosť': pocetnost,
          'Zastupenie teor - Zima': [poc_all, poc_all, poc_all, poc_all, __
      →poc_all, poc_all, poc_all],
          'Početnosť teor': [poc_teor[0], poc_teor[1], poc_teor[2], poc_teor[3], u
      →poc_teor[4], poc_teor[5], poc_teor[6], poc_teor[7]],
          'rozdiel^2/teor_poc': [diff_teor[0], diff_teor[1], diff_teor[2],__
      diff_teor[3], diff_teor[4], diff_teor[5], diff_teor[6], diff_teor[7]]}
     df_zima = pd.DataFrame(data=d)
     krit_hod = stats.chi2.ppf(1-0.05, 8-1-1)
     chi_2 = stats.chisquare(pocetnost, poc_teor)[0]
     if chi_2 > krit_hod:
        print("Hypotézu zamietame. Chi^2=" +
               str(chi_2) + " krit_hod=" + str(krit_hod))
```

```
else:
    print("Hypotézu nezamietame. Chi^2=" +
        str(chi_2) + " krit_hod=" + str(krit_hod))
df_zima
```

Hypotézu zamietame. Chi^2=20.921275431863503 krit hod=12.591587243743977

```
[]:
                  Mesta Početnosť Zastupenie teor - Zima Početnosť teor \
     0
                  Praha
                                510
                                                    0.404079
                                                                  536.212473
                                324
     1
                   Brno
                                                    0.404079
                                                                  369.732037
     2
                 Znojmo
                                302
                                                    0.404079
                                                                  275.177614
     3
                 Tišnov
                                                                  237.194214
                                257
                                                    0.404079
     4
                 Paseky
                                147
                                                    0.404079
                                                                  114.758359
                                                                   71.117856
     5
            Horní Lomná
                                 66
                                                    0.404079
     6 Dolní Věstonice
                                 87
                                                    0.404079
                                                                   86.876927
     7 Okolie študenta
                                                    0.404079
                                                                   12.930519
                                 11
        rozdiel^2/teor_poc
     0
                  1.281383
     1
                  5.656581
     2
                  2.614458
     3
                  1.653789
     4
                  9.058368
     5
                  0.368296
     6
                  0.000174
     7
                  0.288225
```

b) V městech, obcích a v okolí studenta (8. průzkumů) je stejné procentuální zastoupení obyvatel, co preferují letní čas.

```
'Početnosť teor': [poc_teor_let[0], poc_teor_let[1], poc_teor_let[2], u
 poc_teor_let[3], poc_teor_let[4], poc_teor_let[5], poc_teor_let[6],
 →poc_teor_let[7]],
         'rozdiel^2/teor poc': [diff teor let[0], diff teor let[1],
 -diff_teor_let[2], diff_teor_let[3], diff_teor_let[4], diff_teor_let[5],

diff_teor_let[6], diff_teor_let[7]]}
df_let = pd.DataFrame(data=d_let)
krit_hod_let = stats.chi2.ppf(1-0.05, 8-1-1)
chi_2_let = stats.chisquare(pocetnost_let, poc_teor_let)[0]
if chi_2_let > krit_hod_let:
   print("Hypotézu zamietame. Chi^2=" + str(chi_2_let) +
          " krit hod=" + str(krit hod let))
else:
   print("Hypotézu nezamietame. Chi^2=" +
          str(chi_2_let) + " krit_hod=" + str(krit_hod_let))
df_let
```

Hypotézu nezamietame. Chi^2=10.095165996786983 krit_hod=12.591587243743977

```
[]:
                         Početnosť
                                     Zastupenie teor - Leto Početnosť teor
                  Mesta
     0
                  Praha
                                352
                                                    0.290254
                                                                   385.166706
     1
                   Brno
                                284
                                                    0.290254
                                                                   265.582167
                 Znojmo
     2
                                185
                                                    0.290254
                                                                   197.662793
     3
                 Tišnov
                                178
                                                    0.290254
                                                                   170.378942
     4
                 Paseky
                                 87
                                                    0.290254
                                                                    82.432061
     5
            Horní Lomná
                                 58
                                                    0.290254
                                                                    51.084657
     6 Dolní Věstonice
                                 65
                                                    0.290254
                                                                    62.404553
     7 Okolie študenta
                                 15
                                                    0.290254
                                                                     9.288120
        rozdiel^2/teor_poc
     0
                  2.855985
     1
                  1.277257
     2
                  0.811212
     3
                  0.340890
     4
                  0.253131
     5
                  0.936132
     6
                  0.107946
                  3.512614
```

c) V městech, obcích a v okolí studenta (8. průzkumů) je stejné procentuální zastoupení obyvatel, co preferují střídání času.

```
[]: poc_teor_swtch = []
    diff_teor_swtch = []
    pocetnost_swtch = [257, 178, 124, 78, 44, 33, 31, 4]
    iter_swtch = 0
    for option in df:
```

```
poc_teor_swtch.append(df[option][0] * zas_all_swtch)
for option in df:
   diff_teor_swtch.append(
        (df[option][3] - poc_teor_swtch[iter_swtch])**2/
 →poc_teor_swtch[iter_swtch])
    iter swtch += 1
d_swtch = {'Mesta': ['Praha', 'Brno', 'Znojmo', 'Tišnov', 'Paseky', 'Horní
 →Lomná', 'Dolní Věstonice', 'Okolie študenta'],
           'Početnosť': pocetnost_swtch,
           'Zastupenie teor - Zmena': [zas_all_swtch, zas_all_swtch, _
 ⇒zas_all_swtch, zas_all_swtch, zas_all_swtch, zas_all_swtch, zas_all_swtch, _u
 ⇔zas_all_swtch],
           'Početnosť teor': [poc_teor_swtch[0], poc_teor_swtch[1],__
 →poc_teor_swtch[2], poc_teor_swtch[3], poc_teor_swtch[4], poc_teor_swtch[5],
 →poc_teor_swtch[6], poc_teor_swtch[7]],
           'rozdiel^2/teor_poc': [diff_teor_swtch[0], diff_teor_swtch[1],__
⇒diff_teor_swtch[2], diff_teor_swtch[3], diff_teor_swtch[4],
 ⇒diff_teor_swtch[5], diff_teor_swtch[6], diff_teor_swtch[7]]}
df_swtch = pd.DataFrame(data=d_swtch)
krit_hod_swtch = stats.chi2.ppf(1-0.05, 8-1-1)
chi_2_swtch = stats.chisquare(pocetnost_swtch, poc_teor_swtch)[0]
if chi_2_swtch > krit_hod_swtch:
   print("Hypotézu zamietame. Chi^2=" + str(chi_2_swtch) +
          " krit_hod=" + str(krit_hod_swtch))
   print("Hypotézu nezamietame. Chi^2=" + str(chi_2_swtch) +
          " krit_hod=" + str(krit_hod_swtch))
df_swtch
```

Hypotézu zamietame. Chi^2=12.86264608015511 krit hod=12.591587243743977

гл.	Mogto	Dožotnosť	Zastunonia taan Zmana	Dožotnosť toom	\
[]:	Mesta	Početnosť	Zastupenie teor - Zmena	Pocetnost teor	\
0	Praha	257	0.177614	235.694332	
1	Brno	178	0.177614	162.517192	
2	Znojmo	124	0.177614	120.955419	
3	Tišnov	78	0.177614	104.259663	
4	Paseky	44	0.177614	50.442495	
5	Horní Lomná	33	0.177614	31.260138	
6	Dolní Věstonice	31	0.177614	38.187100	
7	Okolie študenta	4	0.177614	5.683661	
	rozdiel^2/teor_po	С			
0	1.92593	33			
1	1.47502	28			
2	0.07663	35			

```
3 6.613966
4 0.822833
5 0.096836
6 1.352666
7 0.498748
```

d) U větších měst, menších měst a obcí (3. průzkumy) je stejné procentuální zastoupení obyvatel, co preferují zimní čas.

```
[]: zas_all_zim_3 = (row_sums[1] - 11)/(row_sums[0] - 32) # zastupenie zimneho času_u
      ⇔v prieskume okrem okolia študenta
     poc_teor_zim_3 = []
     diff teor zim 3 = []
     pocetnost_zim_3 = [834, 559, 300]
     # teoreticke početnosti pre zimný čas
     pocet_vm = (1327+915)*zas_all_zim_3
     pocet_mm = (681+587)*zas_all_zim_3
     pocet_obec = (284+176+215)*zas_all_zim_3
     d_zim_3 = {'Mesta': ['Väčšie mesta', 'Menšie mesta', 'Obce'],
                'Početnosť': pocetnost_zim_3, 'Zastupenie teor': [zas_all_zim_3,__

¬zas_all_zim_3, zas_all_zim_3],
                'Početnosť teor': [pocet_vm, pocet_mm, pocet_obec],
                'rozdiel^2/teor_poc': [(pocetnost_zim_3[0] - pocet_vm)**2/pocet_vm,u
      ⇔(pocetnost_zim_3[1] - pocet_mm)**2/pocet_mm, (pocetnost_zim_3[2] -
      →pocet_obec)**2/pocet_obec]}
     df zim 3 = pd.DataFrame(data=d zim 3)
     krit_hod_zim_3 = stats.chi2.ppf(1-0.05, 3-1-1)
     chi 2 zim 3 = stats.chisquare(
         pocetnost_zim_3, [pocet_vm, pocet_mm, pocet_obec])[0]
     if chi_2_zim_3 > krit_hod_zim_3:
         print("Hypotézu zamietame. Chi^2=" + str(chi_2_zim_3) +
               " krit_hod=" + str(krit_hod_zim_3))
     else:
         print("Hypotézu nezamietame. Chi^2=" + str(chi_2_zim_3) +
               " krit_hod=" + str(krit_hod_zim_3))
     df_zim_3
```

Hypotézu zamietame. Chi^2=12.661948651569508 krit_hod=3.841458820694124

```
[]:
              Mesta Početnosť Zastupenie teor Početnosť teor \
    O Väčšie mesta
                           834
                                        0.40454
                                                     906.978734
    1 Menšie mesta
                           559
                                        0.40454
                                                     512.956750
    2
               Obce
                           300
                                        0.40454
                                                     273.064516
       rozdiel^2/teor_poc
                 5.872128
    0
```

```
14.13286522.656956
```

e) U větších měst, menších měst a obcí (3. průzkumy) je stejné procentuální zastoupení nerozhodnutelných obyvatel.

```
[]: zas_all_neroz_3 = (row_sums[4] - 2)/(row_sums[0] - 32) # zastupenie_
     ⇔nerozhodných v prieskume okrem okolia študenta
    poc_teor_neroz_3 = []
    diff teor neroz 3 = []
    pocetnost_neroz_3 = [337, 144, 57]
    # teoreticke početnosti pre nerozhodných obyvatelov
    pocet_vm_neroz = (1327+915)*zas_all_neroz_3
    pocet_mm_neroz = (681+587)*zas_all_neroz_3
    pocet_obec_neroz = (284+176+215)*zas_all_neroz_3
    d_zim_3 = {'Mesta': ['Väčšie mesta', 'Menšie mesta', 'Obce'],
               'Početnosť': pocetnost_neroz_3, 'Zastupenie teor': [zas_all_neroz_3,_
     ⇒zas_all_neroz_3, zas_all_neroz_3],
               'Početnosť teor': [pocet_vm_neroz, pocet_mm_neroz, pocet_obec_neroz],
               'rozdiel^2/teor_poc': [(pocetnost_neroz_3[0] - pocet_vm_neroz)**2/
      →pocet_vm_neroz, (pocetnost_neroz_3[1] - pocet_mm_neroz)**2/pocet_mm_neroz,
     df_zim_3 = pd.DataFrame(data=d_zim_3)
    krit_hod_neroz_3 = stats.chi2.ppf(1-0.05, 3-1-1)
    chi_2_neroz_3 = stats.chisquare(
        pocetnost_neroz_3, [pocet_vm_neroz, pocet_mm_neroz, pocet_obec_neroz])[0]
    if chi_2_neroz_3 > krit_hod_neroz_3:
        print("Hypotézu zamietame. Chi^2=" + str(chi 2 neroz 3) +
              " krit_hod=" + str(krit_hod_neroz_3))
    else:
        print("Hypotézu nezamietame. Chi^2=" + str(chi_2_neroz_3) +
              " krit_hod=" + str(krit_hod_neroz_3))
    df_zim_3
```

Hypotézu zamietame. Chi^2=20.688664757394136 krit_hod=3.841458820694124

```
[]:
               Mesta Početnosť
                                 Zastupenie teor Početnosť teor \
     O Väčšie mesta
                            337
                                        0.128554
                                                      288.218877
     1 Menšie mesta
                            144
                                        0.128554
                                                      163.006930
     2
                Obce
                             57
                                        0.128554
                                                       86.774194
        rozdiel^2/teor_poc
     0
                  8.256218
     1
                  2.216245
                 10.216201
```

f) Na základě odpovědí z okolí studenta zkuste určit z dat, zda student prováděl výzkum ve

větším městě, menším městě nebo v obci. Porovnejte výsledek se skutečností a okomentujte.

```
big_ss = [834, 636, 435, 327]
medium_ss = [559, 363, 202, 144]
small_ss = [300, 210, 108, 57]
my = [11, 15, 4, 2]
print("Vele mesta: ", end='')
print(stats.ttest_ind(big_ss, my, equal_var=False, alternative='two-sided'))
print("Mensie mesta: ", end='')
print(stats.ttest_ind(medium_ss, my, equal_var=False, alternative='two-sided'))
print("Obce: ", end='')
print(stats.ttest_ind(small_ss, my, equal_var=False, alternative='two-sided'))
```

Vele mesta: Ttest_indResult(statistic=4.905307766028999,
pvalue=0.016164043363197746)

Mensie mesta: Ttest_indResult(statistic=3.3200864309574745,

pvalue=0.04491165367338969)

Obce: Ttest_indResult(statistic=2.9673376530248934, pvalue=0.05873355141467863)

0.0.3 Uloha 2

a) Určete vhodný model pomocí zpětné metody a regresní diagnostiky. V úvahu vezměte model polynomiální – kvadratický (v obou proměnných). Vycházejte tedy z regresní funkce: Z = Beta_1 + Beta_2 * X + Beta_3 * Y + Beta_4 * X^2 + Beta_5 * Y^2 + Beta_6 * X*Y až po Z = Beta_1 . Vhodnost nalezených modelů porovnejte pomocí koeficientu determinace R2. Možnost zjednodušení jednoho modelu na jeho submodel (model získaný vynecháním některého sloupce matice plánu) ověřte pomocí vhodného testu nulovosti regresních parametrů.

```
[]: x_i = np.array([0.00, 0.00, 0.00, 0.00, 0.00, 0.00, 0.00, 2.22, 2.22, 2.22, 2.
      42, 2.22, 2.22, 2.22, 4.44, 4.44, 4.44, 4.44, 4.44, 4.44, 4.44, 6.67, 6.67, 6.67, II
      46.67, 6.67, 6.67, 6.67, 6.67, 8.89, 8.89, 8.89, 8.89, 8.89, 8.89, 8.89, 8.89, 11.

→11, 11.11,

                    11.11, 11.11, 11.11, 11.11, 13.33, 13.33, 13.33, 13.33, <sub>\substack-\substack}</sub>
      413.33, 13.33, 13.33, 15.56, 15.56, 15.56, 15.56, 15.56, 15.56, 15.56, 17.78, I
      417.78, 17.78, 17.78, 17.78, 17.78, 17.78, 20.00, 20.00, 20.00, 20.00, 20.00, ∟
      420.00, 20.00)
     y_i = np.array([0.00, 1.67, 3.33, 5.00, 6.67, 8.33, 10.00, 0.00, 1.67, 3.33, 5.
      400, 6.67, 8.33, 10.00, 0.00, 1.67, 3.33, 5.00, 6.67, 8.33, 10.00, 0.00, 1.
      467, 3.33, 5.00, 6.67, 8.33, 10.00, 0.00, 1.67, 3.33, 5.00, 6.67, 8.33,
                    10.00, 0.00, 1.67, 3.33, 5.00, 6.67, 8.33, 10.00, 0.00, 1.67, 3.
      433, 5.00, 6.67, 8.33, 10.00, 0.00, 1.67, 3.33, 5.00, 6.67, 8.33, 10.00, 0.
      400, 1.67, 3.33, 5.00, 6.67, 8.33, 10.00, 0.00, 1.67, 3.33, 5.00, 6.67, 8.33, 10.00
      →10.00])
     z_i = np.array([120.68, -115.02, 87.58, -28.17, -223.77, -290.52, -282.98, 133.
      →63, 123.61, 161.35, 90.89, 15.63, 3.74, −103.75, −128.99, 153.44, 51.49, 20.
      499, 142.35, 62.42, 182.95, -91.69, 192.12, 181.54, 315.05, 155.35, 419.78,
      →266.27, -237.2, -23.35, 197.43, 247.78, 500.4, 574.42,
```

```
602.46, -214.31, 116.15, 113.88, 354.96, 464.26, 629, 688.28,
 →-103.68, -112.34, 194.98, 367.42, 509.42, 478.35, 617.53, -497.34, -206.77, ц
 435.52, 291.5, 305.15, 653.46, 913.29, -572.96, -339.47, 47.41, 226.88, 540.
 414, 939.87, 882.64, -693.98, -375.13, 62.92, 210.44, 555.85, 826.6, 1210.01])
def plot res(predicted, x, y, z):
   plt.style.use('default')
   fig = plt.figure(figsize=(12, 4))
   ax1 = fig.add_subplot(131, projection='3d')
   ax2 = fig.add_subplot(132, projection='3d')
   ax3 = fig.add_subplot(133, projection='3d')
   axes = [ax1, ax2, ax3]
   for ax in axes:
        ax.plot(x, y, z, color='k', zorder=10, linestyle='none', marker='D', u
 ⇔alpha=0.5, label="Data")
        ax.scatter(x.flatten(), y.flatten(), predicted, facecolor=(0,0,0,0),
 ⇒s=20, edgecolor='#ff0000', label="Model")
        ax.set_xlabel('x', fontsize=12)
        ax.set_ylabel('y', fontsize=12)
        ax.set_zlabel('z', fontsize=12)
        ax.legend()
   ax1.view init(elev=28, azim=120)
   ax2.view_init(elev=4, azim=114)
   ax3.view_init(elev=60, azim=165)
   fig.tight_layout()
F_1 = sm.add_constant(F_1)
```

```
[]: F_1 = np.column_stack((x_i, y_i, x_i**2, y_i**2, x_i * y_i))
F_1 = sm.add_constant(F_1)

model_1 = sm.OLS(z_i, F_1).fit()
plot_res(model_1.predict(F_1), x_i, y_i, z_i)
print(model_1.summary())
```

OLS Regression Results

Dep. Variable: У R-squared: 0.942 Model: OLS Adj. R-squared: 0.937 F-statistic: Method: Least Squares 206.8 Date: Fri, 09 Dec 2022 Prob (F-statistic): 4.17e-38 Time: 15:52:33 Log-Likelihood: -413.00No. Observations: 70 AIC: 838.0

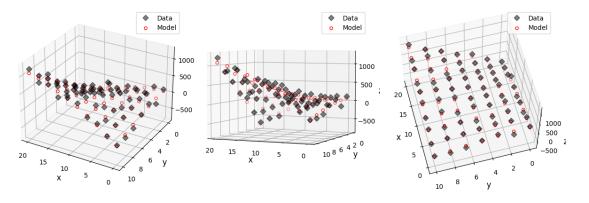
Df Residuals: 64 BIC: 851.5

Df Model: 5
Covariance Type: nonrobust

========	:=======:	========	========		:=======	=======
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	62.0036	44.220	1.402	0.166	-26.335	150.342
x1	-1.2625	6.898	-0.183	0.855	-15.044	12.519
x2	-6.9407	13.025	-0.533	0.596	-32.962	19.080
x3	-1.9199	0.308	-6.240	0.000	-2.535	-1.305
x4	-3.1013	1.148	-2.702	0.009	-5.394	-0.808
x5	10.9502	0.519	21.100	0.000	9.913	11.987
========						
Omnibus:		0.8	880 Durbin	n-Watson:		1.855
Prob(Omnibu	ıs):	0.0	644 Jarque	e-Bera (JB):		0.970
Skew:		-0.	191 Prob(J	JB):		0.616
Kurtosis:		2.	569 Cond.	No.		839.
========	.=======				.=======	=======

Notes:

[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.



```
[]: F_2 = np.column_stack((y_i, x_i**2, y_i**2, x_i * y_i))
F_2 = sm.add_constant(F_2)
model_2 = sm.OLS(z_i, F_2).fit()
print(model_2.summary())
```

OLS Regression Results

 Dep. Variable:
 y
 R-squared:
 0.942

 Model:
 OLS
 Adj. R-squared:
 0.938

 Method:
 Least Squares
 F-statistic:
 262.4

 Date:
 Sat, 03 Dec 2022
 Prob (F-statistic):
 2.45e-39

No. Observations: Df Residuals:						
			70 AIC:			836.0
			65 BIC:			847.3
Df Model:			4			
Covariance Type:		nonrob	oust			
=======	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	56.4480	31.913	1.769	0.082	-7.287	120.183
x1	-6.5834	12.782	-0.515	0.608	-32.111	18.944
x2	-1.9702	0.138	-14.272	0.000	-2.246	-1.694
х3	-3.1013	1.139	-2.722	0.008	-5.377	-0.826
x4	10.9145	0.477	22.869	0.000	9.961	11.868
Omnibus:		0.	954 Durbir	 ı-Watson:		1.853
Prob(Omnibus):		0.	621 Jarque	e-Bera (JB):	1	1.026
Skew:		-0.	195 Prob(J	IB):		0.599
Kurtosis:		2.	553 Cond.	No.		623.

16:48:22 Log-Likelihood:

-413.02

Notes:

Time:

[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.

```
[]: F_3 = np.column_stack((x_i**2, y_i**2, x_i * y_i))
F_3 = sm.add_constant(F_3)
model_3 = sm.OLS(z_i, F_3).fit()
labels = ["Lagrange multiplier statistic", "p-value", "f-value", "f p-value"]
testt = sms.het_breuschpagan(model_3.resid, model_3.model.exog)
lzip(labels, testt)
```

```
[]: [('Lagrange multiplier statistic', 3.578445970636659), ('p-value', 0.3107295542943951), ('f-value', 1.18524494803605), ('f p-value', 0.3221633016189225)]
```

[]: print(model_3.summary())

OLS Regression Results

===========	============		==========
Dep. Variable:	у	R-squared:	0.941
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.939
Method:	Least Squares	F-statistic:	353.7
Date:	Sat, 03 Dec 2022	Prob (F-statistic):	1.36e-40
Time:	16:48:22	Log-Likelihood:	-413.17
No. Observations:	70	AIC:	834.3
Df Residuals:	66	BIC:	843.3
Df Model:	3		

Covariance Type:		nonrob	nonrobust 			
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	44.0109	20.749	2.121	0.038	2.585	85.437
x1	-1.9489	0.131	-14.878	0.000	-2.210	-1.687
x2	-3.6243	0.514	-7.055	0.000	-4.650	-2.599
x3	10.8227	0.440	24.581	0.000	9.944	11.702
Omnibus:		0.	620 Durbin	 n-Watson:		1.834
Prob(Omnibus):	0.	734 Jarque	e-Bera (JB):		0.750
Skew:		-0.	143 Prob(3	IB):		0.687
Kurtosis:		2.	581 Cond.	No.		389.

Notes:

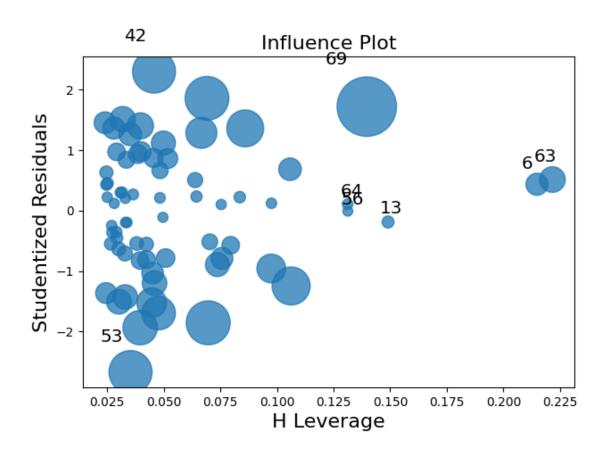
[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.

```
[]: fig = sm.graphics.influence_plot(model_3, criterion="cooks")
    fig.tight_layout(pad=1.0)

# cookove vzdialenosti
model_cook = model_3.get_influence().cooks_distance[0]

n = len(x_i)
critical_d = 4/n
print('Critical Cooks distance:', critical_d)
# potectionalne hodnoty mimo
out_d = model_cook > critical_d
print(x_i[out_d], ": ", model_cook[out_d])
```

Critical Cooks distance: 0.05714285714285714 [13.33 13.33 15.56 17.78 20.] : [0.05953483 0.06227376 0.05987825 0.06178539 0.11675918]



```
[]: x = np.delete(x_i, [42, 47, 48, 53])
y = np.delete(y_i, [42, 47, 48, 53])
z = np.delete(z_i, [42, 47, 48, 53])

F = np.column_stack((x**2, y**2, x * y))
F = sm.add_constant(F)

m = sm.OLS(z, F).fit()
print(m.summary())
fig = sm.graphics.influence_plot(m, criterion="cooks")
fig.tight_layout(pad=1.0)
plot_res(m.predict(F), x, y, z)
```

OLS Regression Results

```
______
Dep. Variable:
                               R-squared:
                                                          0.957
Model:
                           OLS
                               Adj. R-squared:
                                                          0.955
Method:
                   Least Squares
                               F-statistic:
                                                          463.4
Date:
                Sat, 03 Dec 2022
                               Prob (F-statistic):
                                                       2.16e-42
Time:
                       16:48:22
                               Log-Likelihood:
                                                        -379.70
No. Observations:
                               AIC:
                                                          767.4
                           66
```

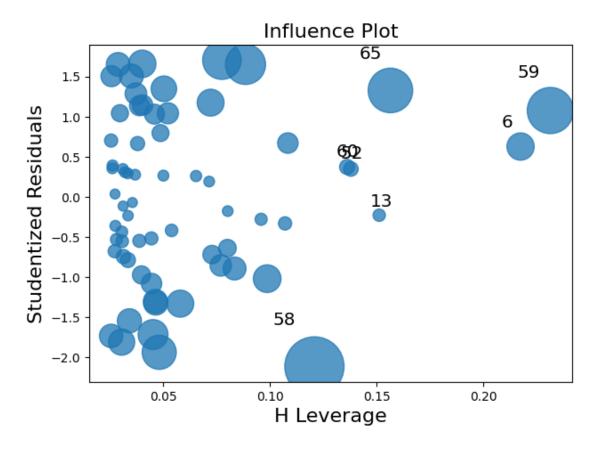
Df Residuals: 62	BIC:	776.2
------------------	------	-------

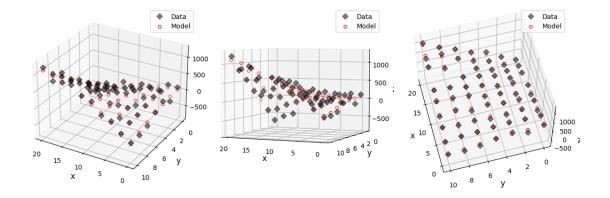
Df Model: 3
Covariance Type: nonrobust

========					========	=======
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const x1 x2 x3	40.9320 -2.0226 -3.6777 11.2531	17.986 0.114 0.446 0.389	2.276 -17.709 -8.252 28.924	0.026 0.000 0.000 0.000	4.978 -2.251 -4.568 10.475	76.886 -1.794 -2.787 12.031
Omnibus: Prob(Omnibu Skew: Kurtosis:	::::::::::::::::::::::::::::::::::::::	0.		•		2.182 2.374 0.305 378.

Notes:

[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.





b) Pro takto získaný model (dostatečný submodel) uveďte v jedné tabulce odhady regresních parametrů metodou nejmenších čtverců a jejich 95% intervaly spolehlivosti.

```
[]: Bety Intervalovy odhad
0 40.9320 [4.977879884146553, 76.88604731499493]
1 -2.0226 [-2.2509496711618673, -1.794335027527551]
2 -3.6777 [-4.568497472359534, -2.7868267038373005]
3 11.2531 [10.475411386734429, 12.030834095390489]
```

c) Nestranně odhadněte rozptyl závisle proměnné.

```
[]: sse = np.sum((m.fittedvalues - z)**2)
print(sse/(66-4))
```

6189.317512032712

d) Vhodným testem zjistěte, že vámi zvolené dva regresní parametry jsou současně nulové.

```
[]: hyp = 'x1 = x2 = 0'
wald = m.wald_test(hyp, scalar=False)
print(wald) # zamietame, pretoze p < 0.05</pre>
```

```
<F test: F=array([[161.8569908]]), p=2.4542315831430707e-25, df_denom=62,
df_num=2>
```

e) Vhodným testem zjistěte, že vámi zvolené dva regresní parametry jsou stejné.

```
[]: Ft = np.column_stack(((x**2+y**2), x * y))
Ft = sm.add_constant(Ft)

mt = sm.OLS(z, Ft).fit()

print(anova_lm(mt, m)) # zamietame a tento model je signifikantne iný
```

```
    df_resid
    ssr
    df_diff
    ss_diff
    F
    Pr(>F)

    0
    63.0
    496970.438825
    0.0
    NaN
    NaN
    NaN

    1
    62.0
    383737.685746
    1.0
    113232.753079
    18.294869
    0.000067
```