## תרגיל בית 7

## שאלה 1

בטייסת תחזוקה מבצעים ביקורת תקופתית למטוסי קרב. בטייסת יש שני צוותי תחזוקה (A ו-B), כאשר כל אחד מהם מוכשר לטפל בשני סוגים של מטוסים: F-16 ו-F-15. מפקד גף תפ״י (תכנון ופיקוח הייצור) אסף 12 מדידות של הזמן שהושקע בשעות בתחזוקת המטוסים ע״י הצוותים השונים, ולהלן התוצאות:

: F-15 על מטוס A צוות	327	393	356	323	395	355
: F-16 על מטוס A צוות	440	409	410	446	403	415
:F-15 על מטוס B צוות	350	353	389	348	350	392
: F-16 על מטוס B צוות	360	380	390	357	375	396

נתון כי סכום התצפיות הוא 9112 וסכום ריבועי התצפיות הוא 3483712.

- א. מהו המודל המתאים לבעיה? נסחו את משוואת המודל.
- ב. אמדו את ההשפעות השונות ואת מובהקות התוצאות ברמת מובהקות של 0.01.
  - ג. בנו רווח סמך לערך המרכזי ולשונות הרעש ברמת סמך של 0.95
    - ד. האם יש הצדקה לבחון ניתוח שונות חד כיווני! נמקו.

במידה וכן, בצעו את ניתוח השונות החד כיווני.

האם כדאי לנתח את הנתונים באמצעות ניתוח שונות חד כיווני ?

## שאלה 2

בחברה לפיתוח תוכנה מתבצעת הקמה של צוות חדש. בשלב ראשון מוזמנים לראיון בעלי תואר בהנדסת תוכנה או במדעי המחשב .בשלב השני ,מועמדים שעוברים בהצלחה את הריאיון נדרשים לעבור בחינה מעשית בתכנות.

: להלן פרטי המועמדים

מוסד לימודים	תואר	ציון בחינה	גיל	מס' נבחן
'N	הנדסת תוכנה	93	35	1
ב'	הנדסת תוכנה	89	30	2
'N	מדעי המחשב	83	28	3
ړ'	הנדסת תוכנה	99	28	4
'N	מדעי המחשב	91	32	5
ב'	מדעי המחשב	86	34	6
΄,	מדעי המחשב	91	26	7
'N	הנדסת תוכנה	97	34	8
ב'	מדעי המחשב	79	35	9
۲,	מדעי המחשב	92	33	10
'a	הנדסת תוכנה	98	33	11
΄,	הנדסת תוכנה	94	29	12

החברה מעסיקה בוגרים של שלוש האוניברסיטאות המובילות בארץ בלבד.

האחראי על גיוס העובדים מעוניין לבדוק:

- האם בוגרי אוניברסיטה מסויימת משיגים תוצאות טובות יותר!
  - האם כדאי לגייס בוגרי הנדסת תוכנה בלבד !
  - א. מהו המודל המתאים לניתוח הנתונים? פרטו ונמקו.
    - ב. מהן הנחות המודל?
    - ג. נסחו את מבחני ההשערות המתאימים.
  - ד. מהן תוצאות מבחני ההשערות ברמת מובהקות 0.05 ?
- ה. בהינתן תוצאות מבחני ההשערות, האם יש מודל מתאים יותר לניתוח הנתונים? פרטו אילו בדיקות נוספות יש לבצע כדי לקבל החלטה ובצעו אותן.

## שאלה 3

הבעלים של רשת מסעדות ההמבורגרים "Black" מעוניינים לחקור את סכומי התשר (יטיפי) אשר המלצרים מרווחים בסניפי הרשת. לשם כך נבדק סכום הטיפ הממוצע אשר הרוויחו 6 מלצרים ב-3 סניפים שונים של הרשת, ב-6 משמרות שונות. להלן פירוט הסכומים :

ש
3
1
1
4
8
1

פיו וט ווטכומים:			
הרצליה			
סיון	ספיר		
30	36		
31	50		
36	36		
29	38		
31	50		
31	50		

תל אביב				
אלון	אלה			
30	58			
35	61			
59	42			
30	52			
69	65			
52	63			

.

- א. האם ניתן לומר כי יש הבדל בין סכום הטיפ הממוצע בסניפים השונים ברשת?
- ב. האם ניתן לומר כי יש הבדל בין סכום הטיפ הממוצע אשר מרוויחים מלצרים שונים ברשת?
   נסחו את השערות האפס ובדוק אותן ברמת מובהקות של 5%.
- 2. על בסיס הבדיקה בסעיף 1 אנו רוצים לבדוק האם סכום הטיפ הממוצע אשר מרווחים המלצרים בסניף ברחובות זהה?
  - א. בדקו סוגיה זו ברמת מובהקות של 5%. מה המסקנה מתקבלת?
    - ב. כיצד המסקנה מסעיף 2אי מתיישבת עם המסקנה בסעיף 1בי?

One-Way ANOVA Results for Aircraft Type:  sum_sq df F PR(>F) aircraft_type 8437.500000 1.0 11.784343 0.002377									
Sum_squ   df   F   PR(>F)			ו-B), כאשר	צוותי תחזוקה (A	. בטייסת יש שני	נית למטוסי קרנ	יקורת תקופו	קה מבצעים ב	
31			התוצאות:	ים השונים, ולהלן	ווסים עייי הצוות	ת בתחזוקת המכ	יהושקע בשעוו	ת של הזמן ש	אסף 12 מדידו
Sum_sq df									
Sum_sq   df   F   PR(>F)								:F-15 or	צוות B על מט
Sum_sq df			396	375 3					
Sum_sq df			_		המודל.	זחו את משוואת	וים לבעיה! נס	המודל המתא	א. מהו
Sum_sq df				זקות של 0.01.					
Sum_sq df F PR(>F)  production_method					מקו.				
Sum_sq   df   F   PR(>F)					אונות חד כיווני !	אמצעות ניתוח ע	את הנתונים ב	כדאי לנתח א	האם
Sum_sq   df   F   PR(>F)									
sum_sq df F PR(>F)  production_method 2242.666667 1.0 4.572671 0.045012  aircraft_type 8437.500000 1.0 17.203589 0.000498  production_method:aircraft_type 3700.166667 1.0 7.544432 0.012436  Residual 9809.000000 20.0 NaN NaN  ('A', 'F-15'): (331.8007891579079, 384.53254417542547)  ('A', 'F-16'): (405.22111869430194, 435.77888130569806)  ('B', 'F-15'): (345.8958033212458, 381.43753001208756)  ('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942)    Ye   Junie	(F15, F16) < b, (B,A) 13 = a 96ks	, > 1	رد ۶(ز	10'	د ر	2 ~	~	در.ح	<b>(D)</b>
sum_sq df F PR(>F)  production_method 2242.666667 1.0 4.572671 0.045012  aircraft_type 8437.500000 1.0 17.203589 0.000498  production_method:aircraft_type 3700.166667 1.0 7.544432 0.012436  Residual 9809.000000 20.0 NaN NaN  ('A', 'F-15'): (331.8007891579079, 384.53254417542547)  ('A', 'F-16'): (405.22111869430194, 435.77888130569806)  ('B', 'F-15'): (345.8958033212458, 381.43753001208756)  ('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942)    Ye   Junie									
sum_sq df F PR(>F)  production_method 2242.666667 1.0 4.572671 0.045012  aircraft_type 8437.500000 1.0 17.203589 0.000498  production_method:aircraft_type 3700.166667 1.0 7.544432 0.012436  Residual 9809.000000 20.0 NaN NaN  ('A', 'F-15'): (331.8007891579079, 384.53254417542547)  ('A', 'F-16'): (405.22111869430194, 435.77888130569806)  ('B', 'F-15'): (345.8958033212458, 381.43753001208756)  ('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942)    Ye   Junie									
sum_sq df F PR(>F)  production_method 2242.666667 1.0 4.572671 0.045012  aircraft_type 8437.500000 1.0 17.203589 0.000498  production_method:aircraft_type 3700.166667 1.0 7.544432 0.012436  Residual 9809.000000 20.0 NaN NaN  ('A', 'F-15'): (331.8007891579079, 384.53254417542547)  ('A', 'F-16'): (405.22111869430194, 435.77888130569806)  ('B', 'F-15'): (345.8958033212458, 381.43753001208756)  ('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942)    Ye   Junie	9 = 4, 7, 0, -4, 6								
production_method	Jin F Ci fi + CP Cis								
production_method									
production_method									
aircraft_type 8437.500000 1.0 17.203589 0.000498 production_method:aircraft_type 3700.166667 1.0 7.544432 0.012436 Residual 9809.000000 20.0 NaN NaN NaN ('A', 'F-15'): (331.8007891579079, 384.53254417542547) ('A', 'F-16'): (405.22111869430194, 435.77888130569806) ('B', 'F-15'): (345.8958033212458, 381.43753001208756) ('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942) ('B', 'F-16'): (362.98		sı	ım_sq	df		F	F	PR(>F	=)
production_method:aircraft_type 3700.166667 1.0 7.544432 0.012436 Residual 9809.000000 20.0 NaN NaN  ('A', 'F-15'): (331.8007891579079, 384.53254417542547)  ('A', 'F-16'): (405.22111869430194, 435.77888130569806)  ('B', 'F-15'): (345.8958033212458, 381.43753001208756)  ('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942)    'Yela   Jualle   au	production_method	2242.66	66667	1.0	4.5	72671	0.0	04501	L2
Residual 9809.000000 20.0 NaN NaN  ('A', 'F-15'): (331.8007891579079, 384.53254417542547)  ('A', 'F-16'): (405.22111869430194, 435.77888130569806)  ('B', 'F-15'): (345.8958033212458, 381.43753001208756)  ('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942)  ('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942)  ('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942)  One-Way ANOVA Results for Aircraft Type:  Sum_sq df F PR(>F)  aircraft_type 8437.500000 1.0 11.784343 0.002377	aircraft_type	8437.50	0000	1.0	17.2	03589	0.0	00049	98
('A', 'F-15'): (331.8007891579079, 384.53254417542547)  ('A', 'F-16'): (405.22111869430194, 435.77888130569806)  ('B', 'F-15'): (345.8958033212458, 381.43753001208756)  ('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942)	<pre>production_method:aircraft_type</pre>	3700.16	66667	1.0	7.5	44432	0.0	<b>0124</b> 3	36
('A', 'F-16'): (405.22111869430194, 435.77888130569806)  ('B', 'F-15'): (345.8958033212458, 381.43753001208756)  ('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942)	Residual	9809.00	0000	20.0		NaN		Na	aΝ
('A', 'F-16'): (405.22111869430194, 435.77888130569806)  ('B', 'F-15'): (345.8958033212458, 381.43753001208756)  ('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942)									
('B', 'F-15'): (345.8958033212458, 381.43753001208756)  ('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942)    ' e s	('A', 'F-15'): (331.80078915790	979 <b>,</b> 384.	. 53254	417542	2547)				
('B', 'F-15'): (345.8958033212458, 381.43753001208756)  ('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942)    'Ye's Junie									
('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942)	('A', 'F-16'): (405.22111869430	194, 435	5.7788	81305 <del>(</del>	59806)				
('B', 'F-16'): (362.98027041367243, 389.6863962529942)	('B'. 'F-15'): (345.89580332124	158. 381.	43753	001208	3756)				
		,			,				
One-Way ANOVA Results for Aircraft Type:  sum_sq df	('B', 'F-16'): (362.98027041367	7243, 389	9.6863	962529	9942)				
One-Way ANOVA Results for Aircraft Type:  sum_sq df									
One-Way ANOVA Results for Aircraft Type:  sum_sq df									
One-Way ANOVA Results for Aircraft Type:  sum_sq df		7 2 0	ני ק	م	lc	~ V	0	0.	ര
One-Way ANOVA Results for Aircraft Type:  sum_sq df	1 1610 1.1011- W					f			G
One-Way ANOVA Results for Aircraft Type:  sum_sq df F PR(>F) aircraft_type 8437.500000 1.0 11.784343 0.002377			-						71
sum_sq df F PR(>F) aircraft_type 8437.500000 1.0 11.784343 0.002377		æ		J. Mue	<b>1</b>	ي د	٠٤٦		
sum_sq df F PR(>F) aircraft_type 8437.500000 1.0 11.784343 0.002377	طع «سماره. الدمر عالم. معد المراسية								
aircraft_type 8437.500000 1.0 11.784343 0.002377	10 fe me 33 kts 11es 11v	Jen							
	One-Way ANOVA Results for Aircraft Type	Jen pe:	9/1	/- 1					
Residual 15751.833333 22.0 NaN NaN	One-Way ANOVA Results for Aircraft Types um_sq df	Jen pe:	PR(>	)F)					

```
One-Way ANOVA Results:
                                                                                               מת ק כ כ ב ה בתן באסחם .
                               sum_sq
                                             df
                                                                        PR(>F)
    university
                          75.333333
                                           2.0
                                                   1.640323
                                                                    0.246943
                                                                                              . One way 7 No Pilo P'JrJ > Deks
    Residual
                        206.666667
                                            9.0
                                                            NaN
                                                                             NaN
                                                                                                            fo
                                                                                               2105
                                                                                                                    VIVI 12037
                                                          . - Tower Stass
                                                                                                            ple 26'072 1/16
                                                                                         15/67 15
                                                   2 اس
                                                                                  65 23
                                                                                                                    12100
                         1/4 + 1/2 : lts
                                                               ノリクロコ
                                                                                                'KC
                                                                                                           人っ
                                                                                                                                  417
                                                                                                 k
                                                                                                          1177 2/4 NA7 A
                                         roses sk
                                                                    P/17
                                                                                   0.05
        1100, Ja, p'7(N)0
                                                                    2 7 17 ( 2006 ) 1. (200
                                                        153
                                                                                                                                 11777
                                                                                                liste
                                                                                100 31
             Cofe
                                                                                                                  7K2)
     4.
                           ったつり
                                                                   e٠
                                           2086
                                                                                                       20062
                                                                                                                             フトル
       # Step 2: Specify the One-Way ANOVA model
formula = "exam_score ~ degree"
                                                                     formula = "exam_score ~ age + experience + age:experience"
model = ols(formula, data=data).fit()
       table = sm.stats.anova_lm(model, typ=2) # Type
       print("One-Way ANOVA Results:")

        sum_sq
        df
        F
        PR(>F)

        62.885478
        1.0
        5.251571
        0.051135

        3.189327
        1.0
        0.266341
        0.619754

        22.779521
        1.0
        1.902320
        0.205146

        95.796819
        8.0
        NaN
        NaN

   One-Way ANOVA Results:
                                              PR(>F)
                                      NaN
    formula = "exam_score ~ age"
    model = ols(formula, data=data).fit()
                                                                         table = sm.stats.anova_lm(model, typ=2) # Type II sums of
                                                                         print("One-Way ANOVA Results:")
   table = sm.stats.anova_lm(model, typ=2) # Type
    print("One-Way ANOVA Results:")
                                                                     One-Way ANOVA Results:
                                                                                                                PR(>F)
                                                                                      sum sq
One-Way ANOVA Results:
sum_sq df F PR(>F)
age 160.234332 1.0 13.159237 0.004631
Residual 121.765668 10.0 NaN NaN
                                                                                                         NaN
```

```
( 200 e 1
  branch_means = data.groupby("branch")["tips"].mean()
branch_groups = [group["tips"].values for _, group in data.groupby("branch")]
  print("One-Way ANOVA Results for Branches:")
print(f"F-Statistic: {f_stat:.3f}, P-Value: {p_value:.7f}")
  0.0s
                                                                                                    ~ Brew
One-Way ANOVA Results for Branches:
F-Statistic: 17.389, P-Value: 0.0000070
                                                                                           1000
                                                                           'sknen
    formula = "tips ~ server"
                                                                 Mely 1
    model = ols(formula, data=data).fit()
    table = sm.stats.anova_lm(model, typ=2) # Type II sums
    print("One-Way ANOVA Results:")
                                                                                                    20/03
                                                                              0101
One-Way ANOVA Results:
                                                                                                          rk s
                 sum_sq
                          5.0 10.205779 0.000009
server
           4336.888889
Residual 2549.666667 30.0
                                       NaN
                                                 NaN
                                                                            nose
                                                                                            1 2 V
                                                                                                          JV 527
               Mixed Linear Model Regression Results
                                                                                     'll re
Model:
                         MixedLM
                                     Dependent Variable:
No. Observations:
                                     Method:
                                                               REML
No. Groups:
                                     Scale:
                                                               84.9887
                                                                                    6,4,5
Min. group size:
                                     Log-Likelihood:
                                                               -125.5754
Max. group size:
                                     Converged:
Mean group size:
                         6.0
                                                                                 766.
                       Coef. Std.Err.
                                                  P>|z|
                                                          [0.025 0.975]
Intercept
                       37.333
                                   4.724 7.903 0.000 28.075 46.592
branch[T.Rehovot] -10.167
                                   6.681 -1.522 0.128 -23.260 2.927
branch[T.Tel Aviv] 14.000
                                   6.681 2.096 0.036
                                                           0.906 27.094
Group Var
                       30.466
                                   4.146
```