

- R מעבדה בניתוח נתונים עם חלק ב'

מגישות:

רוני מליחי 315037747

זהר בן משה 206180754

מרצה: מר זכאי אבי



תוכן עניינים

3	
3	קישור לנתונים
3	רקע:
3	תיאור משתנה המטרה RATING
3	
	Numerical Attributes-
	מטרת המחקר
	 כך נראים הנתונים
	סטטיסטיקה תיאורית מלאה של משתנה המטרה ושל הפיצ'רים:
	המשתנים:
	קשרים בין המשתנים הנומריים לבין משתנה המטרה:
	קשרים בין המשתנים הקטגוריאליים לבין משתנה המטרה:
12	
12	רגרסיה לינארית
15	Ridge
	Lasso
17	Elastic net
18	RF
	של כל המודלים והקשר בין התצפיות החזויות לבין הערכיב MSE – . מדד ה
	ס מסקנות. רשימת תרשימים



:תיאור הבעיה. 1

<u>קישור לנתונים</u>

<u>רקע:</u> הדאטה מכיל נתוני מכירות של חברת סופרמרקט במיאנמר, משלושה סניפים שונים במשך שלושה חודשים (ינואר-מרץ 2019). 1000 תצפיות.

```
> #Number of NA's (=0)
> sum(is.na(ss))
[1] 0
> |
```

- RATING תיאור משתנה המטרה

ביצענו בדיקה שהראתה שאין נתונים חסרים:

הרייטינג על סקאלה של 4-10 בקפיצות של 0.1, הוא מתאר דירוג שהלקוח נותן על חווית הקניה הכוללת בסופר.

Categorical Attributes-

- Branch: Branch of supercenter (A, B and C).
- City: Location of supercenters.
- Customer type: Normal and Member.
- Gender: Gender type of customer
- Product line: Electronic accessories, Fashion accessories, Food and beverages, Health and beauty, Home and lifestyle, Sports and travel
- Payment: Cash, Credit card and Ewallet

Numerical Attributes-

- Invoice id
- Unit price in \$
- Quantity
- Tax: 5% tax fee for customer buying
- Total: Total price including tax
- Date: Date of purchase (Record available from January 2019 to March 2019)



• Time: Purchase time (10am to 9pm)

COGS: Cost of goods soldGross margin percentage

• Gross income: Gross income generated from particular product sold

<u>מטרת המחקר</u> - חיזוי הערך של הרייטינג (משתנה מטרה כמותי) באמצעות המשתנים האחרים ומציאת המודל המתאים ביותר לחיזוי.

בך נראים הנתונים:

Invoice Branch	City	▼ Customer ty ▼	Gender▼	Product line	▼ Unit pr ▼	Quanti	Tax 5% ▼	Total ▼	Date √1	Time 🔻	Paymen 🔻	cogs 🔻	Gross Margin Precentage ▼	Gross Income ▼	Rating T
765-26-69! A	Yangon	Normal	Male	Sports and travel	72.61	6	21.783	457.443	01/01/2019	10:39	Credit card	435.66	4.761904762	21.783	6.9
530-90-98! A	Yangon	Member	Male	Home and lifestyle	47.59	8	19.036	399.756	01/01/2019	14:47	Cash	380.72	4.761904762	19.036	5.7
891-01-70: B	Mandalay	Normal	Female	Electronic accessories	74.71	6	22.413	470.673	01/01/2019	19:07	Cash	448.26	4.761904762	22.413	6.7
493-65-62 C	Naypyitaw	Member	Female	Sports and travel	36.98	10	18.49	388.29	01/01/2019	19:48	Credit card	369.8	4.761904762	18.49	7
556-97-71(C	Naypyitaw	Normal	Female	Electronic accessories	63.22	2	6.322	132.762	01/01/2019	15:51	Cash	126.44	4.761904762	6.322	8.5
133-14-72: C	Naypyitaw	Normal	Male	Health and beauty	62.87	2	6.287	132.027	01/01/2019	11:43	Cash	125.74	4.761904762	6.287	5
651-88-73: A	Yangon	Normal	Female	Fashion accessories	65.74	9	29.583	621.243	01/01/2019	13:55	Cash	591.66	4.761904762	29.583	7.7
182-52-70(A	Yangon	Member	Female	Sports and travel	27.04	4	5.408	113.568	01/01/2019	20:26	Ewallet	108.16	4.761904762	5.408	6.9
416-17-99: A	Yangon	Member	Female	Electronic accessories	74.22	10	37.11	779.31	01/01/2019	14:42	Credit card	742.2	4.761904762	37.11	4.3
271-77-874C	Naypyitaw	Member	Female	Sports and travel	29.22	6	8.766	184.086	01/01/2019	11:40	Ewallet	175.32	4.761904762	8.766	5
770-42-89(B	Mandalay	Normal	Male	Food and beverages	21.12	8	8.448	177.408	01/01/2019	19:31	Cash	168.96	4.761904762	8.448	6.3
746-04-10 B	Mandalay	Member	Female	Food and beverages	84.63	10	42.315	888.615	01/01/2019	11:36	Credit card	846.3	4.761904762	42.315	9
504-35-884 A	Yangon	Normal	Male	Sports and travel	42.47	1	2.1235	44.5935	02/01/2019	16:57	Cash	42.47	4.761904762	2.1235	5.7
446-47-67: C	Naypyitaw	Normal	Male	Fashion accessories	99.82	2	9.982	209.622	02/01/2019	18:09	Credit card	199.64	4.761904762	9.982	6.7
244-08-01(B	Mandalay	Normal	Female	Health and beauty	34.21	10	17.105	359.205	02/01/2019	13:00	Cash	342.1	4.761904762	17.105	5.1
198-84-71: B	Mandalay	Member	Male	Fashion accessories	40.61	9	18.2745	383.7645	02/01/2019	13:40	Cash	365.49	4.761904762	18.2745	7
744-09-571 B	Mandalay	Normal	Male	Electronic accessories	22.01	6	6.603	138.663	02/01/2019	18:50	Cash	132.06	4.761904762	6.603	7.6
712-39-03(A	Yangon	Member	Male	Food and beverages	41.66	6	12.498	262.458	02/01/2019	15:24	Ewallet	249.96	4.761904762	12.498	5.6
345-68-90: C	Naypyitaw	Member	Female	Sports and travel	31.67	8	12.668	266.028	02/01/2019	16:19	Credit card	253.36	4.761904762	12.668	5.6
670-71-73(B	Mandalay	Normal	Male	Sports and travel	44.63	6	13.389	281.169	02/01/2019	20:08	Credit card	267.78	4.761904762	13.389	5.1
249-42-37! A	Yangon	Normal	Male	Health and beauty	70.01	5	17.5025	367.5525	03/01/2019	11:36	Ewallet	350.05	4.761904762	17.5025	5.5

איור I מספר שורות נתונים לדוגמא מהאקסל

```
tibble [1,000 \times 17] (S3: tbl_df/tbl/data.frame)
$ Product line
rts and travel" ...
                                : num [1:1000] 72.6 47.6 74.7 37 63.2 ...
 $ Unit price
                               : num [1:1000] 6 8 6 10 2 2 9 4 10 6 ...

: num [1:1000] 21.78 19.04 22.41 18.49 6.32 ...

: num [1:1000] 457 400 471 388 133 ...
 $ Quantity
 $ Tax 5%
 $ Total
                               POSIXct[1:1000], format: "2019-01-01" "2019-01-01" ...

: POSIXct[1:1000], format: "1899-12-31 10:39:00" "1899-12-31 14:47:00" ...

: chr [1:1000] "Credit card" "Cash" "Credit card" ...

: num [1:1000] 436 381 448 370 126 ...
 $ Date
 $ Time
 $ Payment
 $ COGS
 $ Gross Margin Precentage: num [1:1000] 4.76 4.76 4.76 4.76 ..
 $ Gross Income : num [1:1000] 21.78 19.04 22.41 18.49 6.32 ... $ Rating : num [1:1000] 6.9 5.7 6.7 7 8.5 5 7.7 6.9 4.3 5 ...
```

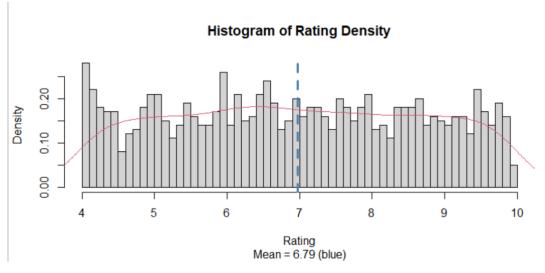
Rאיור II הצגת הנתונים ב



ב. EDA . 2 סטטיסטיקה תיאורית מלאה של משתנה המטרה ושל הפיצ'רים:

משתנה המטרה:

תחילה, הסתכלנו על ההתפלגות של צפיפות משתנה המטרה:



'איור ווו היסטוגרמת צפיפות של 'רייטינג

ההתפלגות נראית אחידה ולא מוטת לאחד הקצוות, והממוצע קרוב מאוד לחציון.

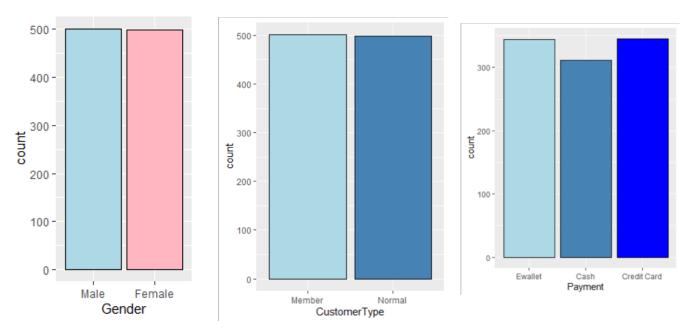
•	Measure [‡]	Value [‡]
1	Valid N	1000.00
2	Mean	6.97
3	SD	1.72
4	Minimum	4.00
5	Median	7.00
6	Maximum	10.00

איור IV מדדי משתנה המטרה



<u>המשתנים:</u>

מהגרפים עולה כי המדגם כמעט מאוזן באופן מלא מבחינת מגדר, עיר, סוג לקוח, סוג התשלום, ומחלקה.

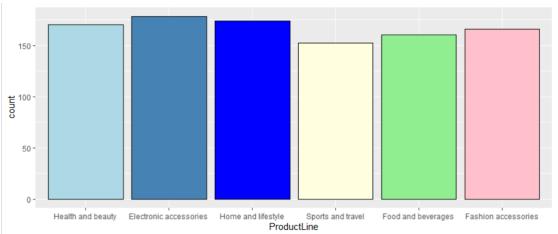


איור V - התפלגות הפיצ'רים: סוג לקוח ומגדר

```
Payment Freq Rel.Freq
                          CustomerType Freq Rel.Freq
                                                             Ewallet 344
                                                                              34.4
  Gender Freq Rel.Freq
  Male 501
                 50.1
                       1
                                Member
                                       501
                                                 50.1
                                                                Cash
                                                                      311
                                                                              31.1
                                                       3 Credit Card
2 Female
                       2
                                                                              34.5
         499
                 49.9
                                                 49.9
                                                                      345
                                Normal
                                        499
```

איור VI- טבלאות שכיחויות של הפיצ'רים: סוג תשלום, סוג לקוח ומגדר

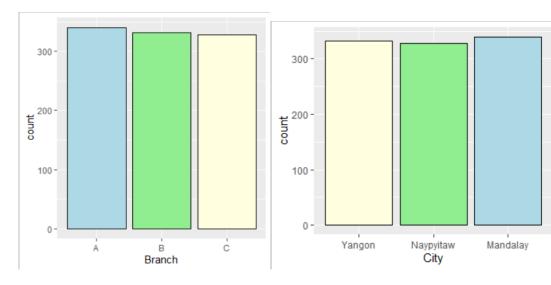




> show(ft)

ProductLine Freq Rel.Freq
Health and beauty 170 17.0
Electronic accessories 178 17.8
Home and lifestyle 174 17.4
Sports and travel 152 15.2
Food and beverages 160 16.0
Fashion accessories 166 16.6

איור VII טבלת שכיחויות של הפיצ'ר מחלקה



איור IX התפלגות זהה של הפיצ'רים עיר וסניף

איור VIII התפלגות הפיצ'ר: מחלקה

				City Freq Rel.Freq	
	Branch	Fred	Rel.Freq	1 Yangon 332 33.2	
1		340	34.0	2 Naypyitaw 328 32.8	
2		332	33.2	3 Mandalay 340 34.0	
3	С	328	32.8	איור X טבלאות שכיחות זהות לעיר וסניף	



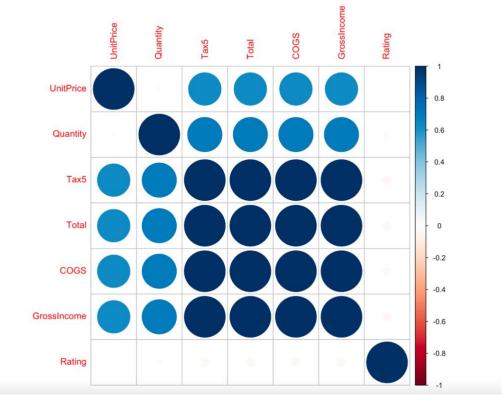
לאחר צפייה בגרפים ובטבלאות השכיחויות של 'City' ו'Branch' ניתן לראות כי העמודות זהות ולכן ניתן לוותר על אחת מהן לצורך הניתוח. בחרנו להשאיר את עמודה 'City' ולוותר על האחרת.

עמודות נוספות שלא התחשבנו בהן לצורך הניתוח הן: 'ID' ו 'Gross margin percentage'. עמודת הID מתארת את המס' המזהה של כל חשבונית קנייה, היא ייחודית לכל שורה בנתונים ולכן אין לה כל השפעה על החיזוי.

העמודה ' Gross margin percentage ' הכילה את אותו ערך לאורך כל שורות הנתונים ולכן גם לה אין השפעה על החיזוי.



קשרים בין המשתנים הנומריים לבין משתנה המטרה:



איור XI היט- מאפ של קורלציה בין המשתנים הנומרים למשתנה המטרה

ניתן לראות לפי המפה שישנה בעיית מולטיקולינאריות בין מספר פיצ'רים. הנקודות המסומנות בצבע כחול כהה מייצגות קשר מירבי-חזק (1). האלכסון הוא בעל התאמה מושלמת מכיוון שזה הקשר בין כל פיצ'ר לעצמו. במקרים בהם יש לנו התאמה מושלמת בין פיצ'ר אחד לאחר סימן שהעמודות זהות. מבין 4 הפיצ'רים התואמים השארנו רק את "GrossIncome" להמשך הניתוח והסרנו את האחרים.



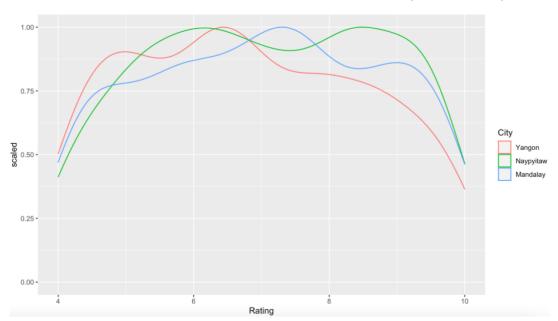
מצפייה בקורלציות ניתן להסיק שלמשתנים הנומרים (שנשארו לאחר ההסרה) השפעה קטנה עד אפסית על הטרגט . ככל שהקשר קרוב יותר ל- 1, הרגרסיה איכותית יותר, כלומר X מסביר את Y באופן טוב יותר. ככל שהקשר קרוב יותר ל- 0, הרגרסיה פחות איכותית ויכולת ההסבר שיש ל X -לגבי Y קטנה יותר.

> cor(ss\$GrossIncome,ss\$Rating)
[1] -0.0364417
> cor(ss\$UnitPrice,ss\$Rating)
[1] -0.008777507
> cor(ss\$Quantity,ss\$Rating)
[1] -0.0158149

איור XIIדוגמה לקורלציות עם משתנה המטרה

קשרים בין המשתנים הקטגוריאליים לבין משתנה המטרה:

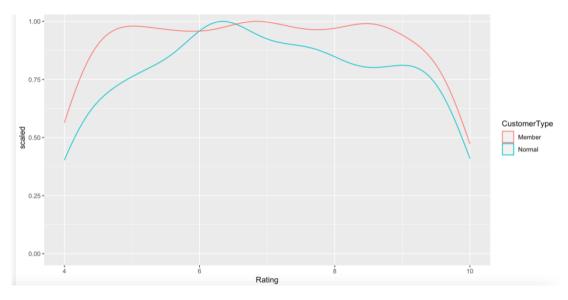
בגרף, מתואר הקשר בין משתנה המטרה רייטינג לפיצ'ר עיר. ניתן לראות בצורה מופשטת את היחס בין הערים לפי מתן רייטינג.



איור XIII גרף עיר- רייטינג



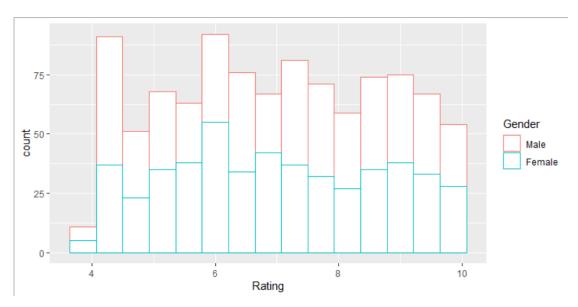
בגרף, מתואר הקשר בין משתנה המטרה רייטינג לפיצ'ר סוג לקוח. אפשר לראות שבאופן כללי חברי מועדון נוטים לתת יותר דירוגים מאשר לקוחות רגילים.



איור XIV גרף סוג לקוח- רייטינג

בגרף עמודות זה מתואר הקשר בין משתנה המטרה רייטינג לפיצ'ר מגדר:

גם כאן ניתן לראות את האיזון בין גברים לנשים- בכל עמודה בר החלקים הכחול והורוד קרובים מאוד בגודל.



איור XV גרף מגדר- רייטינג



: שלב המידול

רגרסיה לינארית

: לאחר שויתרנו על עמודות לא רלוונטיות (בסעיף 2) נשארנו עם הפיצ'רים הבאים

,"City","CustomerType","Gender","ProductLine")

("Date", "Time", "Payment", "Gross Income", "Rating"

לצורך הרצת מודל רגרסיה לינארית.

בשלב הראשון, חילקנו את הנתונים באופן אקראי לקבוצות אימון ובקרה. 70% ו30% בהתאמה.

והתוצאות שקיבלנו מהמודל נראו כך-

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	5.211e+01	4.741e+01	1.099	0.2721	
CityNaypyitaw	1.782e-01	1.609e-01	1.107	0.2685	
CityMandalay	5.395e-02	1.597e-01	0.338	0.7356	
CustomerTypeNormal	1.315e-01	1.307e-01	1.006	0.3149	
GenderFemale	7.402e-02	1.317e-01	0.562	0.5744	
ProductLineElectronic accessories	1.890e-01	2.221e-01	0.851	0.3953	
ProductLineHome and lifestyle	1.608e-01	2.261e-01	0.711	0.4774	
ProductLineSports and travel	2.960e-01	2.276e-01	1.300	0.1940	
ProductLineFood and beverages	-7.584e-04	2.277e-01	-0.003	0.9973	
ProductLineFashion accessories	-5.449e-02	2.257e-01	-0.241	0.8093	
Date	-2.885e-08	3.059e-08	-0.943	0.3459	
Time	-1.018e+00	5.025e-01	-2.025	0.0432	*
PaymentCash	6.580e-02	1.606e-01	0.410	0.6822	
PaymentCredit Card	1.431e-01	1.582e-01	0.905	0.3657	
GrossIncome	-3.552e-03	5.687e-03	-0.625	0.5324	
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**	' 0.01'*'(0.05 '.' 0.1	. ' ' 1		

Signif. codes: 0 **** 0.001 *** 0.01 ** 0.05 *. 0.1 * 1

Residual standard error: 1.72 on 685 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.01794, Adjusted R-squared: -0.002134

F-statistic: 0.8937 on 14 and 685 DF, p-value: 0.5657

טיב החיזוי היה נמוך ולכן החלטנו להריץ רגרסיה לינארית מחדש עם כל הפיצ'רים.



ניתן לראות שכאשר הרצנו את הרגרסיה הלינארית ללא סינון מעמיק של פיצ'רים, קיבלנו שורות שחלקן מכילות ערכים חסרים מה שעלול להצביע על מולטיקולינאריות (שהסברנו אותה קודם) בין פיצ'רים ושיבוש תוצאות המודל. כמו כן, ניתן לראות שיש פיצ'רים מובהקים סטטיסטית. צמידול זה, ניתן לראות שהמודל מסביר 2.46% מהשונות של y.

```
Call:
```

lm(formula = Rating ~ ., data = train.set)

Residuals:

Min 1Q Median Max -3.3568 -1.4532 -0.0134 1.4100 3.3715

Coefficients: (5 not defined because of singularities)

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	51.168666	47.343635	1.081	0.2802	
BranchB	-0.052512	0.159452	-0.329	0.7420	
BranchC	0.126614	0.161232	0.785	0.4326	
CityNaypyitaw	NA	NA	NA	NA	
CityMandalay	NA	NA	NA	NA	
CustomerTypeNormal	0.151815	0.130809	1.161	0.2462	
GenderFemale	0.073299	0.131662	0.557	0.5779	
ProductLineElectronic accessories	0.200836	0.222558	0.902	0.3672	
ProductLineHome and lifestyle	0.157463	0.226105	0.696	0.4864	
ProductLineSports and travel	0.286397	0.227258	1.260	0.2080	
ProductLineFood and beverages	0.007959	0.227296	0.035	0.9721	
ProductLineFashion accessories	-0.041544	0.225692	-0.184	0.8540	
UnitPrice	0.009636	0.005157	1.869	0.0621	
Quantity	0.110038	0.050969	2.159	0.0312	*
Tax5	-0.037051	0.016638	-2.227	0.0263	*
Total	NA	NA	NA	NA	
Date	-0.002472	0.002639	-0.937	0.3492	
Time	-1.059996	0.502035	-2.111	0.0351	*
PaymentCash	0.078823	0.160752	0.490	0.6241	
PaymentCredit Card	0.148382	0.157929	0.940	0.3478	
COGS	NA	NA	NA	NA	
GrossIncome	NA	NA	NA	NA	

Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' '1

Residual standard error: 1.716 on 683 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.02469, Adjusted R-squared: 0.001843

F-statistic: 1.081 on 16 and 683 DF, p-value: 0.3696

בשלב השני, רצינו לעשות את סינון הפיצ'רים בדרך אחרת ולכן השתמשנו בפיצ'רים שתורמים לנו הכי הרבה במודל. לשם כך לקחנו את הערכים המובהקים ברמה של לפחות 10% והרצנו שוב את המודל.

ניתן לראות כי השונות המוסברת של y לאחר הורדת הפיצ'רים היא 1.26%. מה שאומר שהתרומה של הפיצ'רים שהורדנו מהמודל המלא, הייתה מזערית.



```
Call:
lm(formula = Rating ~ UnitPrice + Quantity + Tax5 + Time, data = train.set)
Residuals:
            1Q Median
   Min
                           3Q
                                  Max
-3.3308 -1.4754 -0.0482 1.4722 3.1969
Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -2.553e+04 1.261e+04 -2.024 0.0433 *
UnitPrice 9.470e-03 5.111e-03 1.853 0.0643 .
           1.082e-01 5.060e-02 2.139 0.0328 *
Quantity
           -3.688e-02 1.653e-02 -2.231 0.0260 *
Tax5
Time
           -1.156e-05 5.710e-06 -2.025 0.0433 *
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 1.712 on 695 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.01261, Adjusted R-squared: 0.006923
F-statistic: 2.218 on 4 and 695 DF, p-value: 0.06551
```

בגלל שבין מודל למודל יש הבדלים במספר הפיצ'רים שהורצו- השוונו בינהם לפי הadjust R שמייצג בצורה הטובה ביותר מי המודל "המנצח" מבין השניים. במקרה זה- המודל שהורץ עם מעט פיצ'רים הוא המנצח.

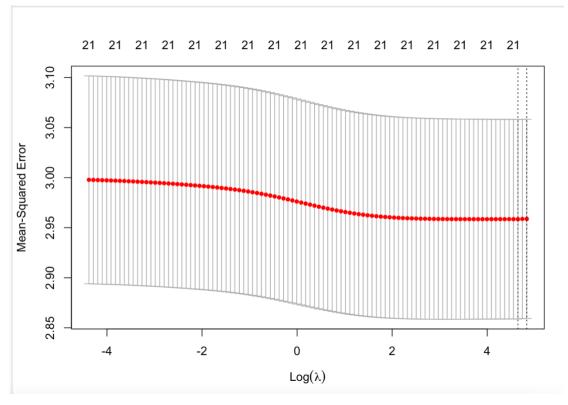


<u>Ridge</u>

בשל בעיית המולטיקולינאריות שגילינו, המודלים הטובים ביותר שיעזרו לנו הם לאסו ורידג'.

בשביל למצוא את הלמדא הטובה ביותר מבצעים validation cross ובסוף למדא נבחרת לפי ערך השגיאה הנמוך ביותר. במקרה זה, הלוג למדא שעבורה ערך השגיאה הוא הנמוך ביותר =4.645528 ו

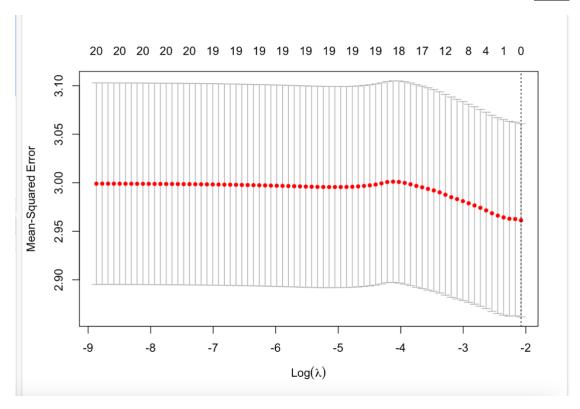
.mse=2.968339



איור XVI מודל הרידג



<u>Lasso</u>



איור XVII מודל הלאסו

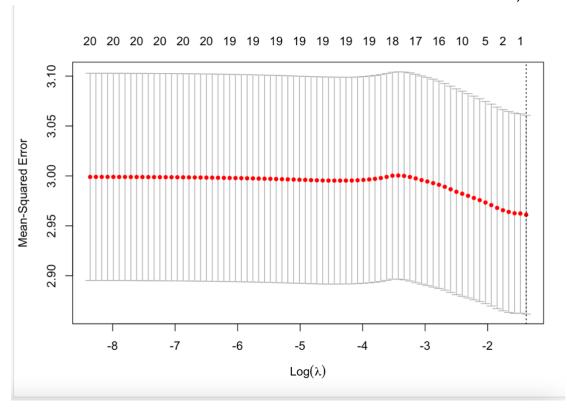
לוג למדא: --2.07616

2.968132 :mse

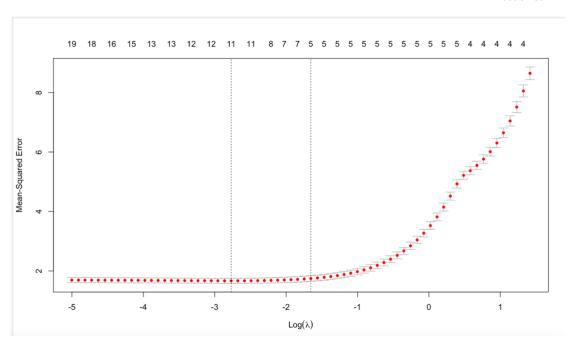


Elastic net

מודל זה, הוא שילוב של רידג' ולאסו.



XVIII Elastic net איור



1.383012- לוג למדא



2.968132 -MSE

<u>RF</u>

Call:

randomForest(formula = Rating ~ ., data = train.set, mtry = 4)

Type of random forest: regression

Number of trees: 500

No. of variables tried at each split: 4

Mean of squared residuals: 3.084425 % Var explained: -4.67

18



4 . מדד ה – MSE של כל המודלים והקשר בין התצפיות החזויות לבין הערכים האמיתיים

	model	mse
2	Ridge Regression	2.968
3	Lasso	2.968
4	<pre>Elastic Net (alpha=0.5)</pre>	2.968
1	Linear Regression	3.044
5	Random Forest	3.199

MSE איור XIX טבלת סיכום

5. מסקנות:

באופן כללי, ניכר כי טיב החיזוי נמוך ולא טוב, ואף אחד מהמודלים הנ"ל לא מסביר את אחוז השגיאה בצורה מיטבית או אפילו מספקת. הסיבות לחוסר ההצלחה בחיזוי הן:

- קשר חזק מאוד בין משתנים גרם למולטיקולינאריות ולשיבוש מודל הרגרסיה בהרצה הראשונית עם כל הפיצ'רים.
 - 2. קורלציה נמוכה מאוד עד אפסית בין הפיצ'רים הנומריים למשתנה המטרה גרמה ככל הנראה לחיזוי לא טוב.

ניתן לראות בטבלת הסיכום שה MSE הטוב ביותר הוא של המודלים רידג', לאסו ואלסטיק-נט (באופן שוה). הם התגברו על המולטיקולינאריות שהצגנו ולכן קיבלו תוצאה טובה יותר ממודל הרגרסיה הלינארית. התוצאה הזהה של רידג' ולאסו ממחישה את הקשר החלש בין הפיצ'רים למשתנה המטרה שכן בלאסו נעשה סינון של פיצ'רים ועדיין התקבל אותו מדד mse בשל רידג' בו לא הוסרו פיצ'רים.



רשימת תרשימים

איור l מספר שורות נתונים לדוגמא מהאקסל	4
R איור II הצגת הנתונים ב	4
איור III היסטוגרמת צפיפות של 'רייטינג'	5
איור IV מדדי משתנה המטרה	5
V איור	6
איור VI- טבלאות שכיחויות של הפיצ'רים: סוג תשלום, סוג לקוח ומגדר	6
איור VII טבלת שכיחויות של הפיצ'ר מחלקה	7
איור VIII התפלגות הפיצ'ר: מחלקה	7
איור IX התפלגות זהה של הפיצ'רים עיר וסניף	7
איור X טבלאות שכיחות זהות לעיר וסניף	7
איור XI היט- מאפ של קורלציה בין המשתנים הנומרים למשתנה המטרה	9
איור XIIדוגמה לקורלציות עם משתנה המטרה	10
איור XIII גרף עיר- רייטינג	10
איור XIV גרף סוג לקוח- רייטינג	11
איור XV גרף מגדר- רייטינג	11
איור XVI מודל הרידג	15
איור XVII מודל הלאסו	16
XVIII ELASTIC NET איור	17
MSE טבלת סיכום XIX איור	19