מדעי הנתונים ובינה עסקית תרגיל מס' 1

הוראות כלליות:

- יש להגיש את העבודה דרך המודל (שותף אחד מכל זוג צריך להגיש). ..
- יש להגיש את העבודה עד לתאריך 9.4.2020. ג
- יש לכתוב תשובות סופיות במקום המיועד ובסוף המסמך לצרף את כל החישובים המתאימים.
- יש להקפיד על 3 ספרות אחרי הנקודה העשרונית, אי הקפדה תגרור הורדת נקודות.
- תשובה סופית, גם אם היא נכונה, ללא הצגת דרך החישוב המלאה בנספחים, לא תזכה בניקוד.

שאלה 1 (30 נק')

כאשר:1968-1968הנתונים הבאים מתארים את שיעורי הפשיעה בקנדה בשנים

Tfr Total fertility rate per 1000 women.

Partic Women's labor-force participation rate per 1000.

Degrees Women's post-secondary degree rate per 10,000.

Female indictable-offense conviction rate per 100,000.

Ftheft Female theft conviction rate per 100,000.

Mconvict Male indictable-offense conviction rate per 100,000.

Mtheft Male theft conviction rate per 100,000.

year	tfr	partic	degrees	fconvict	ftheft	mconvict	mtheft
1935	2755	238	13.2	79.4	20.4	765.7	247.1
1936	2696	240	13.2	91	22.1	816.5	254.9
1937	2646	241	12.2	100.4	22.4	821.8	272.4
1938	2701	242	12.6	108.9	21.8	956.8	285.8
1939	2654	244	12.3	123.6	21.1	1035.7	292.2
1940	2766	245	12	157.3	21.4	951.6	256
1941	2832	246	11.7	154.3	25.3	850.9	205.8
1942	2964	268	11.2	143.9	27.1	769.7	188
1943	3041	333	11.5	147.5	29	811.2	205.8
1944	3010	335	11.1	97.3	24.2	865.4	207.9

1945	3018	331	12.5	76.6	24.7	866.8	197.8
1946	3374	253	15	72.8	20.5	968	195.9
1947	3545	243	17.6	68.9	20.7	894	198.9
1948	3441	241	21.2	66.7	22.8	830.8	198.6
1949	3456	242	22.7	55	18.5	811.2	216.1
1950	3455	237	21.4	55	19.3	775.4	212
1951	3503	242	20.7	55	20	739.8	208
1952	3641	240	19.5	54.7	19.4	740.3	199.3
1953	3721	233	36.6	47.9	16.1	725.1	176.4

Min-Max normalization באמצעות partic יש לנרמל את המשתנה	Х.
.New min = 1, New max = 10 כאשר	

233	ו המינימום המקורי של המשתנה? _	1. מד
-----	--------------------------------	-------

ב. יש לבצע החלקה למשתנה mconvict באמצעות שלבצע החלקה למשתנה

t	Weight
-3	180.
-2	220.
-1	60.

760.484	mconvic המוחלק בשנת 1952_	מהו הערך של המשתנה t	.1
---------	---------------------------	----------------------	----

שאלה 2 (35 נק')

-הפאים מרוכאים Cleveland Clinic Foundation ,לב בחולים. לשם מחלת של מחלת נוכחות מעוניינים לחזות מחלת לב בחולים. לשם האשורף המצורף (100 מדע על 100 חולים. קובץ ה- $hw1_dataset$ משתנים מועמדים ומשתנה (). מכיל אחד (

^{...} מהו הערך המנורמל של המשתנה בשנת 1952? ____1.618

^{.4} שלצרף טבלה המכילה את המשתנה המנורמל בנספחים.

 $[\]_$ 856.484 מהו הערך של המשתנה mconvict מהו הערך של המשתנה 2.

^{.3} נא לצרף את המשתנה המוחלק בנספחים.

^{.4} נא לצרף גרף עם המשתנה המקורי והמשתנה לאחר ההחלקה בנספחים.

הגדרות המשתנים:

Attribute Domain		Туре
gender	1=male, 0=female	Nominal
fbs	0=false, 1=true	Nominal
slope	1=upsloping, 2=flat, 3=downsloping	Nominal
Prediction	0,1,2,3,4	Nominal

מהי האנטרופיה של המשתנה gender?	Α.
$_{___0.577}$ נק') $_{10}$? $_{10}$? $_{10}$	ב.
מהי האנטרופיה המותנית של משתנה המטרה בהינתן המשתנה slope	ג.
מהי האנטרופיה המקסימלית של המשתנה slope?1.585	.7
יש לחשב את ה-mutual information של משתנה המטרה ו-gender בשתי דרכים:	ה.
1. לפי ההפרש בין האנטרופיות הרלוונטיות	
.2 לפי הנוסחה של mutual information I(X;Y) .2	
שאלה 3 (35 נק')	
יש להשתמש באותו קובץ נתונים משאלה 2.	
יש לבנות מודל ${ m ID}3$ (עד רמה 2, קודקוד השורש הוא רמה 0). יש להראות חישוב ידני של	х.
לפחות משתנה אחד בכל קדקוד, לשאר המשתנים ניתן לכתוב רק את התוצאה הסופית. יש	
להציג את העץ שהתקבל.	
מהו ה - majority rule accuracy?	.⊐
מהו ה - training accuracy של המודל?	ג.
5 חולים חדשים הגיעו לבית החולים. ע"פ המודל שבניתם, סווגו את הרשומות הבאות:	.7

Gender	fbs	Slope	Prediction
0	1	1	0
1	0	2	1
1	1	3	0
0	0	3	3 (random choice between 3 and 0)
0	0	2	0

בהצלחה!

נספחים

18.

year	normalized partic
1935	1.441
1936	1.618
1937	1.706
1938	1.794
1939	1.971
1940	2.059
1941	2.147
1942	4.088
1943	9.824
1944	10.000
1945	9.647
1946	2.765
1947	1.882
1948	1.706
1949	1.794
1950	1.353
1951	1.794
1952	1.618
1953	1.000

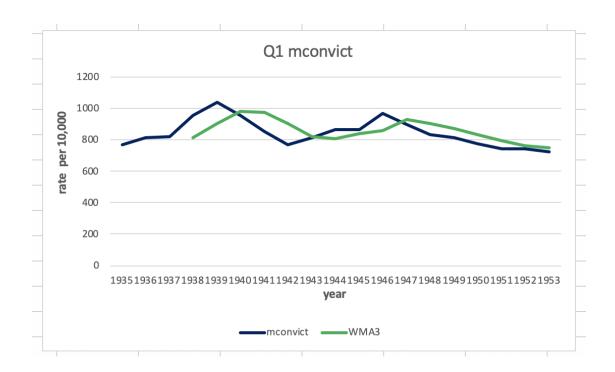
233		1	1
335		2	
10	new max	3	
1	new min		



המחלקה להנדסת מערכות תכנה ומידע

1ב.

year	mconvict	WMA3
1935	765.7	
1936	816.5	
1937	821.8	
1938	956.8	810.536
1939	1035.7	901.846
1940	951.6	979.84
1941	850.9	971.038
1942	769.7	906.318
1943	811.2	820.306
1944	865.4	809.216
1945	866.8	836.25
1946	968	856.484
1947	894	927.268
1948	830.8	905.384
1949	811.2	869.4
1950	775.4	830.416
1951	739.8	793.248
1952	740.3	760.484
1953	725.1	746.508
Weight	t	
0.18	-3	
0.22	-2	
0.6	-1	



.82

		total	probability			ж
	male	71	0.710			
	female	29	0.290			
	total	100	1			
	90-08	100	-			
	H(X)	0.869				
	142	0.003				
		total	probability			۵
	TRUE	13	0.130			
	FALSE	87	0.870			
	total	100	1			
	000	100	-			
	H(X)	0.557				
	repo	0.337				
and the balance		-				
predict\slope	1 20	2	3	total		
0	39	12	6	57		
1	7	10	2	19		
2	2	7	1	10		
3	2	6	2	10		
4	0	4	0	4		
total	50	39	11	100		
		_	-			
P(predict, slope)	1	2	3	total		
0	0.390	0.120	0.060	0.570		
1	0.070	0.100	0.020	0.190		
2	0.020	0.070	0.010	0.100		
3	0.020	0.060	0.020	0.100		
4	0.000	0.040	0.000	0.040		
total	0.500	0.390	0.110	1.000		
P(predict(slope)	1	2	3			
0		0.308	0.545			
	0.780					
1	0.140	0.256	0.182			
2	0.140 0.040	0.179	0.091			
2	0.140 0.040 0.040	0.179 0.154	0.091 0.182			
2 3 4	0.140 0.040 0.040 0.000	0.179 0.154 0.103	0.091 0.182 0.000			
2	0.140 0.040 0.040	0.179 0.154	0.091 0.182			
2 3 4	0.140 0.040 0.040 0.000	0.179 0.154 0.103	0.091 0.182 0.000			
2 3 4 total	0.140 0.040 0.040 0.000 1.000	0.179 0.154 0.103 1.000	0.091 0.182 0.000 1.000			
2 3 4 total p(slope, prediction) * log(p(prediction slope))	0.140 0.040 0.040 0.000 1.000	0.179 0.154 0.103 1.000	0.091 0.182 0.000 1.000	total		
2 3 4 total p(slope, prediction) * log(p(prediction slope)) 0	0.140 0.040 0.040 0.000 1.000	0.179 0.154 0.103 1.000	0.091 0.182 0.000 1.000	0.396		
2 3 4 total p(slope, prediction) * log(p(prediction slope)) 0 1	0.140 0.040 0.040 0.000 1.000 1.000	0.179 0.154 0.103 1.000 2 0.204 0.196	0.091 0.182 0.000 1.000 3 0.052 0.049	0.396 0.444		
2 3 4 total p(slope, prediction) * log(p(prediction slope)) 0 1 2	0.140 0.040 0.040 0.000 1.000 1.000	0.179 0.154 0.103 1.000	0.091 0.182 0.000 1.000 3 0.052 0.049	0.396 0.444 0.301		
2 3 4 total p(slope, prediction) * log(p(prediction slope)) 0 1 2 3	0.140 0.040 0.040 0.000 1.000 1.000 1.000 0.140 0.199 0.093	0.179 0.154 0.103 1.000 2 0.204 0.196 0.173 0.162	0.091 0.182 0.000 1.000 3 0.052 0.049 0.035	0.396 0.444 0.301 0.304		,
2 3 4 total p(slope, prediction) * log(p(prediction slope)) 0 1 2	0.140 0.040 0.040 0.000 1.000 1.000	0.179 0.154 0.103 1.000 2 0.204 0.196 0.173	0.091 0.182 0.000 1.000 3 0.052 0.049	0.396 0.444 0.301		a
2 3 4 total p(slope, prediction) * log(p(prediction slope)) 0 1 2 3	0.140 0.040 0.040 0.000 1.000 1.000 1.000 0.140 0.199 0.093	0.179 0.154 0.103 1.000 2 0.204 0.196 0.173 0.162	0.091 0.182 0.000 1.000 3 0.052 0.049 0.035	0.396 0.444 0.301 0.304		
2 3 4 botal p(slope, prediction) * log(p(prediction (slope))) 0 1 2 3 4	0.140 0.040 0.040 0.000 1.000 1.000 1.000 0.140 0.199 0.093 0.093	0.179 0.154 0.103 1.000 2 0.204 0.196 0.173 0.162	0.091 0.182 0.000 1.000 3 0.052 0.049 0.035	0.396 0.444 0.301 0.304 0.131		
2 3 4 total p(slope, prediction) * log(p(grediction slope)) 0 1 2 3 4 total	0.140 0.040 0.040 0.000 1.000 1.000 1.000 0.140 0.199 0.093 0.093 0.090 0.524	0.179 0.154 0.103 1.000 2 0.204 0.196 0.173 0.162	0.091 0.182 0.000 1.000 3 0.052 0.049 0.035	0.396 0.444 0.301 0.304 0.131		د
2 3 4 total p(slope, prediction) * log(p(grediction slope)) 0 1 2 3 4 total	0.140 0.040 0.040 0.000 1.000 1.000 1.000 0.140 0.199 0.093 0.093 0.090 0.524	0.179 0.154 0.103 1.000 2 0.204 0.196 0.173 0.162	0.091 0.182 0.000 1.000 3 0.052 0.049 0.035	0.396 0.444 0.301 0.304 0.131		a
2 3 4 total p(slope, prediction) * log(p(grediction slope)) 0 1 2 3 4 total	0.140 0.040 0.040 0.000 1.000 1.000 1.000 0.140 0.199 0.093 0.093 0.090 0.524	0.179 0.154 0.103 1.000 2 0.204 0.196 0.173 0.162	0.091 0.182 0.000 1.000 3 0.052 0.049 0.035 0.049 0.000 0.185	0.396 0.444 0.301 0.304 0.131		
2 3 4 botal p(slope, prediction) * log(p(prediction(slope))) 0 1 2 3 4	0.140 0.040 0.040 0.000 1.000 1.000 1.000 0.140 0.199 0.093 0.093 0.090 0.524	0.179 0.154 0.103 1.000 2 0.204 0.196 0.173 0.162	0.091 0.182 0.000 1.000 3 0.052 0.049 0.035	0.396 0.444 0.301 0.304 0.131 1.577		
2 3 4 total p(slope, prediction) * log(p(prediction slope)) 0 1 2 3 4 total	0.140 0.040 0.040 0.000 1.000 1.000 1.000 0.140 0.199 0.093 0.093 0.090 0.524	0.179 0.154 0.103 1.000 2 0.204 0.196 0.173 0.162	0.091 0.182 0.000 1.000 3 0.052 0.049 0.035 0.049 0.000 0.185	0.396 0.444 0.301 0.304 0.131 1.577		
2 3 4 total p(slope, prediction) * log(p(prediction slope)) 0 1 2 3 4 total	0.140 0.040 0.040 0.000 1.000 1.000 1.000 0.140 0.199 0.093 0.093 0.090 0.524	0.179 0.154 0.103 1.000 2 0.204 0.196 0.173 0.162 0.131 0.367	0.091 0.182 0.000 1.000 1.000 3 0.052 0.049 0.035 0.049 0.000 0.185	0.396 0.444 0.301 0.304 0.131 1.577		л

prediction\gender	0	1	total	-A
0	23	34	57	
1	1	18	19	
2	1	9	10	
3	3	7	10	
4	1	3	4	
total	29	71	100	
p(prediction,gender)	0	1	total	
0	0.230	0.340	0.570	
1	0.010	0.180	0.190	
2	0.010	0.090	0.100	
3	0.030	0.070	0.100	
4	0.010	0.030	0.040	
total	0.290	0.710	1.000	
P(prediction gender)	0	1		
0	0.793	0.479		
1	0.034	0.254		
2	0.034	0.127		
3	0.103	0.099		
4	0.034	0.042		
total	1.000	1.000		
p(gender, prediction) * log(p(prediction gender))	0	1	total	
0	0.077	0.361	0.438	
1	0.049	0.356	0.405	
2	0.049	0.268	0.317	
3	0.098	0.234	0.332	
4	0.049	0.137	0.186	
total	0.321	1.357	1.677	
prediction	total	probability		
0	57.000	0.570	0.462	
1	19.000	0.190	0.455	
2	10.000	0.100	0.332	
3	10.000	0.100	0.332	.1a
4	4.000	0.040	0.186	
total	100.000	1.000	1.768	
H(prediction)	1.768			
l(gender; prediction) = H(prediction) - H(prediction gender)				
0.090				
- $p(v/r)$				
POTA)				.2n
$\sum p(x,y) \cdot \log \frac{p(y+x)}{p(y)}$				
$\sum_{x,y} p(x,y) \bullet \log \frac{p(y/x)}{p(y)}$				
$\sum_{x,y} p(x,y) \bullet \log \frac{p(y+x)}{p(y)}$				
$\sum_{x,y} p(x,y) \bullet \log \frac{p(y+x)}{p(y)}$				
p(gender, prediction)/ log()p(predication gender)/p(prediction)	0	1	total	
plgonder, prediction() log()plpredication gonder)/plprediction() 0	0.110	-0.085	0.024	
p(gender, prediction)/ log()p(predication gender)/p(prediction) 0 1	0.110 -0.025	-0.085 0.075	0.024	
pigender, prediction(/ log()pigreedication gender//pigreediction) 0 1 2	0.110	-0.085	0.024	
pigender, prediction(/ log()pigredication gender//pigrediction() 0 1 2 3	0.110 -0.025	-0.085 0.075 0.031 -0.001	0.024	
plgender, prediction() log()(plpredication gender)/plprediction) 0 1 2 3 4	0.110 -0.025 -0.015 0.001 -0.002	-0.085 0.075 0.031 -0.001 0.002	0.024 0.050 0.015 0.000 0.000	
pigender, prediction(/ log()pigredication gender//pigrediction() 0 1 2 3	0.110 -0.025 -0.015 0.001	-0.085 0.075 0.031 -0.001	0.024 0.050 0.015 0.000	

2	
.7	.N

root	0	1	2	3	4	sum
	57.000	19.000	10.000	10.000	4.000	100
Pi	0.570	0.190	0.100	0.100	0.040	
log(Pi)	-0.811	-2.396	-3.322	-3.322	-4.644	
Pi*log(Pi)	-0.462	-0.455	-0.332	-0.332	-0.186	
Info(D) = -	$-\sum_{i=1}^{m} p_i \log_2(p_i)$	$o_i)$				
Info(root)	1.768					

חישוב אנטרופיה של השורש:

$$Info(prediction) = -0.57*log_2(0.57) - 0.19*log_2(0.19) - 0.1*log_2(0.1) - 0.1*log_2(0.1) - 0.04*log_2(0.04) = \textbf{1.768}$$

:gender של פיצול לפי information gain הישוב

$$IG(prediction, Gender) = Info(prediction) - Info_{gender}(prediction)$$

נקבע וקטור לערכי הרשומות במשתנה המטרה:

Gender/prediction	0	1	2	3	4	sum
0	23.000	1.000	1.000	3.000	1.000	29.000
1	34.000	18.000	9.000	7.000	3.000	71.000
Pi	0.793	0.034	0.034	0.103	0.034	
	0.479	0.254	0.127	0.099	0.042	

$$\begin{split} & \text{Info}(\text{Prediction}_0) = -P_{0|0} * \log_2(P_{0|0}) - P_{1|0} * \log_2(P_{1|0}) - P_{2|0} * \log_2(P_{2|0}) - P_{3|0} * \log_2(P_{3|0}) - P_{4|0} * \log_2(P_{4|0}) = \\ & -0.793 * \log_2(0.793) - 0.034 * \log_2(0.034) - 0.034 * \log_2(0.034) - 0.103 \\ & * \log_2(0.103) - 0.034 * \log_2(0.034) = \textbf{1.106} \end{split}$$

$$\begin{split} & \operatorname{Info}(\operatorname{Prediction_1}) = -P_{0|1} * \log_2(P_{0|1}) - P_{1|1} * \log_2(P_{1|1}) - P_{2|1} * \log_2(P_{2|1}) - \\ & P_{3|1} * \log_2(P_{3|1}) - P_{4|1} * \log_2(P_{4|1}) = \\ & -0.479 * \log_2(0.479) - 0.254 * \log_2(0.254) - 0.127 * \log_2(0.127) - 0.099 \\ & * \log_2(0.099) - 0.042 * \log_2(0.042) = \textbf{1.911} \end{split}$$

$$Info_{gender}(prediction) = \sum \left(\frac{|prediction_i|}{|prediction|} \cdot Info(prediction_i) \right)$$
$$= 0.29 * 1.106 + 0.71 * 1.911 = 0.321 + 1.357 = 1.678$$

IG(prediction, Gender) = Info(prediction) - Info_{gender}(prediction) =
$$1.768 - 1.678 = 0.09$$

:fbs של פיצול לפי information gain הישוב

IG(prediction, fbs) = Info(prediction) - Info_{fbs}(prediction) =
$$1.768 - 1.745 = 0.023$$

:slope של פיצול לפי information gain הישוב

IG(prediction, fbs) = Info(prediction) - Info_{slope}(prediction) =
$$1.768 - 1.577 = 0.191$$

נבחר לפצל לפי המשתנה slope מכיוון שהוא מספק את רווח הידע הגדול ביותר (הקטנת אי הוודאות הגדולה ביותר).

הישוב אנטרופיה של הקדקוד בו slope=1:

 $info(prediction_{slope=1}) = 1.048$ בשלב בשלב בשלב זה חושבה של קדקוד האנטרופיה.

:gender של פיצול לפי information gain הישוב

$$IG(prediction_{slope=1}, Gender) = info(prediction_{slope=1}) - Info_{gender}(prediction_{slope=1})$$

$$\begin{split} & \text{Info}\big(\text{Prediction}_{slope=1,gender=0}\big) = -P_{0|0} * \log_2(P_{0|0}) - P_{1|0} * \log_2(P_{1|0}) - P_{2|0} * \\ & \log_2(P_{2|0}) - P_{3|0} * \log_2(P_{3|0}) - P_{4|0} * \log_2(P_{4|0}) = \\ & -0.944 * \log_2(0.944) - 0.056 * \log_2(0.056) - 0 - 0 - 0 = \textbf{0}.\textbf{31} \end{split}$$

$$\begin{split} & \operatorname{Info} \left(\operatorname{Prediction}_{slope=1,gender=1} \right) = & - \operatorname{P}_{0|1} * \log_2(P_{0|1}) - \operatorname{P}_{1|1} * \log_2(P_{1|1}) - \operatorname{P}_{2|1} * \\ & \log_2(P_{2|1}) - \operatorname{P}_{3|1} * \log_2(P_{3|1}) - \operatorname{P}_{4|1} * \log_2(P_{4|1}) = \\ & - 0.688 * \log_2(0.688) - 0.188 * \log_2(0.188) - 0.063 * \log_2(0.063) - 0.063 \\ & * \log_2(0.063) - 0 = \mathbf{1.324} \end{split}$$

$$\begin{split} & \operatorname{Info}_{\operatorname{gender}} \left(\operatorname{prediction}_{slope=1} \right) = \sum \left(\frac{\left| \operatorname{prediction}_{slope=1,i} \right|}{\left| \operatorname{prediction}_{slope=1} \right|} \cdot \operatorname{Info} \left(\operatorname{prediction}_{slope=1,i} \right) \right) \\ &= \frac{18}{50} * 0.31 + \frac{32}{50} * 1.324 = \mathbf{0.959} \end{split}$$

$$IG(prediction_{slope=1}, Gender) = Info(prediction_{slope=1}) - Info_{gender}(prediction_{slope=1}) = 1.048 - 0.959 = 0.089$$

:fbs של פיצול לפי information gain חישוב

$$IG(prediction_{slope=1}, fbs) = Info(prediction_{slope=1},) - Info_{fbs}(prediction_{slope=1},) = 1.048 - 0.99 = 0.058$$

נבחר לפצל לפי המשתנה fbs מכיוון שהוא מספק את רווח הידע הגדול ביותר (הקטנת אי הוודאות הגדולה ביותר).

:slope=2 הקדקוד של הקדקוד בו

 $info(prediction_{slope=2}) = 2.224$ האנטרופיה בשלב החושבה הושבה של קדקוד האנטרופיה

:gender של פיצול לפי information gain חישוב

$$IG(prediction_{slope=2}, Gender) = info(prediction_{slope=2}) - Info_{gender}(prediction_{slope=2})$$

$$\begin{split} & \operatorname{Info} \left(\operatorname{Prediction}_{slope=2,gender=0} \right) = & - \operatorname{P_{0|0}} * \log_2(P_{0|0}) - \operatorname{P_{1|0}} * \log_2(P_{1|0}) - \operatorname{P_{2|0}} * \\ & \log_2(P_{2|0}) - \operatorname{P_{3|0}} * \log_2(P_{3|0}) - \operatorname{P_{4|0}} * \log_2(P_{4|0}) = \\ & - 0.571 * \log_2(0.571) - 0 - 0.143 * \log_2(0.143) - 0.143 * \log_2(0.143) - 0.143 \\ & * \log_2(0.143) = \mathbf{1.664} \end{split}$$

$$\begin{split} & \operatorname{Info} \left(\operatorname{Prediction}_{slope=2,gender=1} \right) = & - \operatorname{P}_{0|1} * \log_2(P_{0|1}) - \operatorname{P}_{1|1} * \log_2(P_{1|1}) - \operatorname{P}_{2|1} * \\ & \log_2(P_{2|1}) - \operatorname{P}_{3|1} * \log_2(P_{3|1}) - \operatorname{P}_{4|1} * \log_2(P_{4|1}) = \\ & - 0.25 * \log_2(0.25) - 0.313 * \log_2(0.313) - 0.188 * \log_2(0.188) - 0.156 \\ & * \log_2(0.156) - 0.094 * \log_2(0.094) = \mathbf{2.216} \end{split}$$

$$\begin{split} & \operatorname{Info}_{\operatorname{gender}} \left(\operatorname{prediction}_{slope=2} \right) = \sum \left(\frac{\left| \operatorname{prediction}_{slope=2,i} \right|}{\left| \operatorname{prediction}_{slope=2} \right|} \cdot \operatorname{Info} \left(\operatorname{prediction}_{slope=2,i} \right) \right) \\ &= \frac{7}{39} * 1.664 + \frac{32}{39} * 2.216 = \mathbf{2}.\mathbf{117} \end{split}$$

$$\label{eq:constraint} \text{IG}(\textit{prediction}_{\textit{slope}=1}) - \text{Info}_{\textit{gender}}(\textit{prediction}_{\textit{slope}=1}) - \text{Info}_{\textit{gender}}(\textit{prediction}_{\textit{slope}=1}) = \\ 2.224 - 2.117 = \textbf{0.107}$$

:fbs של פיצול לפי information gain הישוב

$$IG(prediction_{slope=2}, fbs) = Info(prediction_{slope=2},) - Info_{fbs}(prediction_{slope=2},) = 2.224 - 2.122 = 0.102$$

נבחר לפצל לפי המשתנה gender מכיוון שהוא מספק את רווח הידע הגדול ביותר (הקטנת אי הוודאות הגדולה ביותר).

:slope=3 חישוב אנטרופיה של הקדקוד בו

 $info(prediction_{slope=3}) = 1.686$ האנטרופיה של קדקוד זה חושבה בשלב הקודם:

gender של פיצול לפי information gain חישוב

$$IG(prediction_{slove=3}, Gender) = info(prediction_{slove=3}) - Info_{gender}(prediction_{slove=3})$$

$$\begin{split} & \operatorname{Info} \left(\operatorname{Prediction}_{slope=3,gender=0} \right) = & - \operatorname{P}_{0|0} * \log_2(P_{0|0}) - \operatorname{P}_{1|0} * \log_2(P_{1|0}) - \operatorname{P}_{2|0} * \\ & \log_2(P_{2|0}) - \operatorname{P}_{3|0} * \log_2(P_{3|0}) - \operatorname{P}_{4|0} * \log_2(P_{4|0}) = \\ & - 0.5 * \log_2(0.5) - 0 - 0 - 0.5 * \log_2(0.5) - 0 = \mathbf{1} \end{split}$$

$$\begin{split} & \operatorname{Info} \left(\operatorname{Prediction}_{slope=3,gender=1} \right) = & - \operatorname{P_{0|1}} * \log_2(P_{0|1}) - \operatorname{P_{1|1}} * \log_2(P_{1|1}) - \operatorname{P_{2|1}} * \\ & \log_2(P_{2|1}) - \operatorname{P_{3|1}} * \log_2(P_{3|1}) - \operatorname{P_{4|1}} * \log_2(P_{4|1}) = \\ & - 0.571 * \log_2(0.571) - 0.286 * \log_2(0.286) - 0.143 * \log_2(0.143) - 0 - 0 \\ & = \mathbf{1.379} \end{split}$$

$$Info_{gender}(prediction_{slope=3}) = \sum \left(\frac{|prediction_{slope=3,i}|}{|prediction_{slope=3}|} \cdot Info(prediction_{slope=3,i}) \right)$$

$$= \frac{4}{11} * 1 + \frac{7}{11} * 1.379 = \mathbf{1.241}$$

 $IG(prediction_{slope=1}, Gender) = Info(prediction_{slope=1}) - Info_{gender}(prediction_{slope=1}) = 1.686 - 1.241 =$ **0.445**

:fbs של פיצול לפי information gain הישוב

$$IG(prediction_{slope=2}, fbs) = Info(prediction_{slope=2},) - Info_{fbs}(prediction_{slope=2},) = 1.686 - 1.523 = 0.163$$

נבחר לפצל לפי המשתנה gender מכיוון שהוא מספק את רווח הידע הגדול ביותר (הקטנת אי הוודאות הגדולה ביותר).