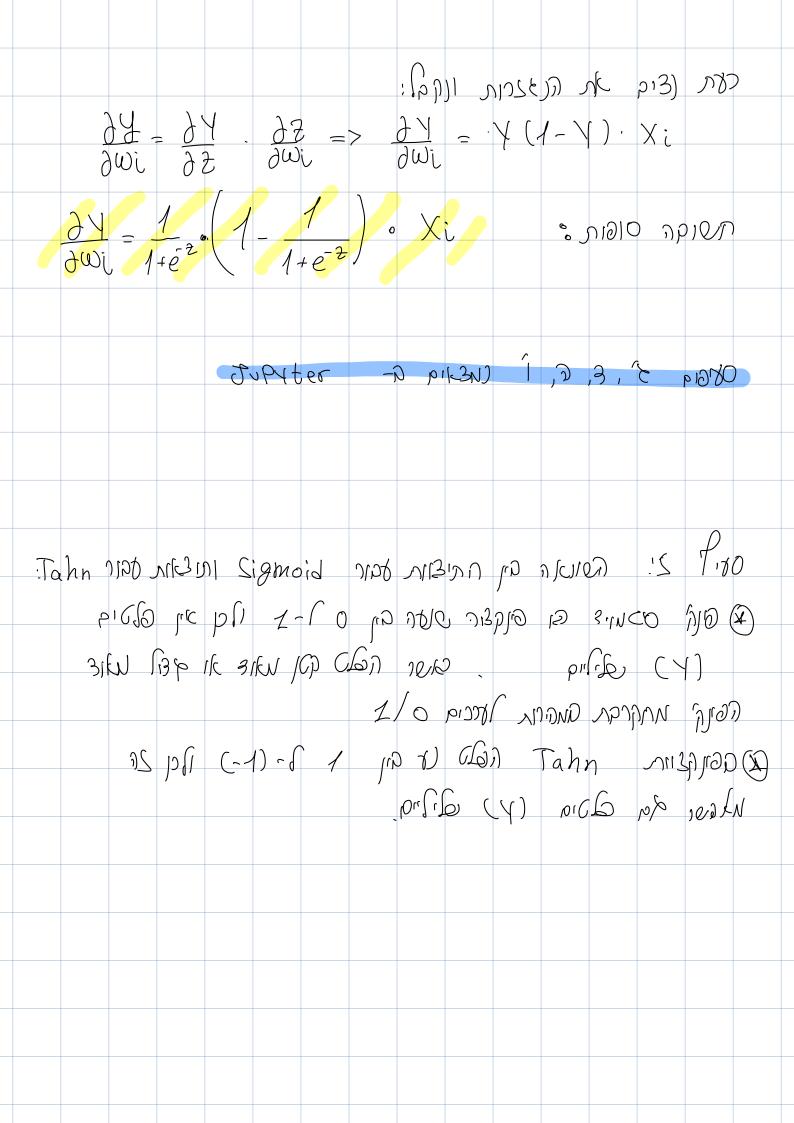
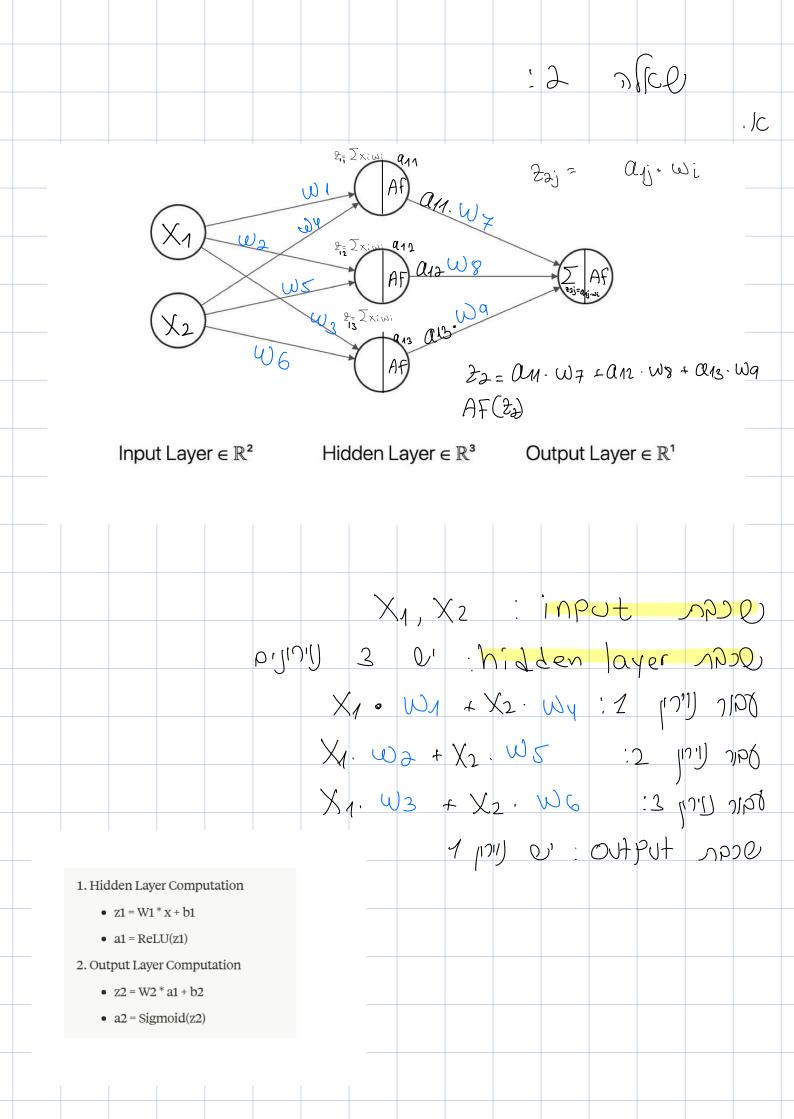
					6	ر 1	GIC	ر کرا	\int						
На	dar	mente	1:20	< 6 U 2	1266										
			ı: 3113					V.	V 0	Υ.	· ·		$\alpha \in G$	<u> </u>	
								(1)	77	, , ,	, W	<u>() </u>	310 ().		
	noy t	la li fe	106:x	0591	98			W1,	W2,	M3					
Sigmoid Function)/ () (1	<i>G</i> (G		
	• $f(x) = 1 / (1 + exp(-x))$														
	Input range: Real numbers Output range: [0, 1]														_
									f(x) = f(x)	1 - f(x))					
	f(x)	- 1	e (-x)				The Enc	AFEKA Academic College of aineering in Tel Aviv							
	J	1+	e (-x)												
										. ,	100)	νſ	വഹി	K.	
	2	\bigvee	, (,)	4 \	/) - ·	V	(1)					perg	.,,,	
		= X	1-W1		12.0	U) T							_		
		· ·					. 2	2 17	7516	DIOPK	Nr13	D)O	7 32)) &	
		r (2)) =	1	-7										
				11 + E	_										
					וני י	32169	KG) 1	ing Dilas	D p12	00	2101) Mc	PIQ		
$f(\frac{1}{2})$	}) = _	1													
	1-	e- (X1.M1	+ X2	.W2 +	XZW)3 +)	<η·υ	Jn)						
[(2)		1									2 - 0	150		\mathcal{L}	
J(Z)	1+ 0	- (X	1.W1-	+ X2 ·(N2+	X3.(N3+	Xn.C	On)		; 'O) (O)	'16 is	J1)	





1. Nidden layer computation

$$241 = X_1 \cdot w_1 + X_2 \cdot w_4, \ 243 = X_1 \cdot w_3 + X_2 \cdot w_6$$

2. $243 = X_1 \cdot w_3 + X_2 \cdot w_6$

2. $243 = X_1 \cdot w_3 + X_2 \cdot w_6$

2. $243 = X_1 \cdot w_3 + X_2 \cdot w_6$

2. $243 = X_1 \cdot w_3 + X_2 \cdot w_6$

2. $243 = X_1 \cdot w_3 + X_2 \cdot w_6$

2. $243 = X_1 \cdot w_3 + X_2 \cdot w_6$

2. $243 = X_1 \cdot w_3 + X_2 \cdot w_6$

2. $243 = X_1 \cdot w_3 + X_2 \cdot w_6$

2. $243 = X_1 \cdot w_3 + X_2 \cdot w_6$

2. $243 = X_1 \cdot w_3 + X_2 \cdot w_6$

2. $243 = X_1 \cdot w_3 + X_2 \cdot w_6$

2. $243 = X_1 \cdot w_3 + X_2 \cdot w_6$

2. $243 = X_1 \cdot w_3 + X_2 \cdot w_6$

- 1. Hidden Layer Computation
 - z1 = W1 * x + b1
 - a1 = ReLU(z1)
- 2. Output Layer Computation
 - z2 = W2 * a1 + b2
 - a2 = Sigmoid(z2)

b 4-08

2. O Utput layer computation

$$2a_{j} = a_{j} \cdot \omega_{i} \qquad j=1,2,3; i=7,8,9$$

$$2a_{j} = a_{j} \cdot \omega_{i} \qquad j=1,2,3; i=7,8,9$$

$$2a_{j} = a_{j} \cdot \omega_{i} \qquad j=1,2,3; i=7,8,9$$

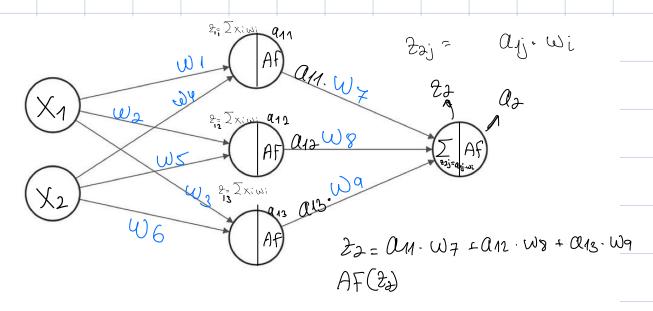
$$2a_{j} = a_{j} \cdot \omega_{i} \qquad \omega_{j} + e^{-(x_{1} \cdot \omega_{3} + x_{2} \cdot \omega_{5})}$$

$$2a_{j} = a_{j} \cdot \omega_{i} \qquad j=1,2,3$$

$$a_{j} =$$

$$Q_{23} = \frac{1}{1+e^{-(w_{3} \cdot \frac{1}} \cdot \frac{1}{1+e^{-(w_{3} \cdot \cdot \frac{1}{1+e^{-(w_{3} \cdot \frac{1}{1+e^{-(w_{3} \cdot \cdot \frac{1+e^{-(w_{3} \cdot \cdot \frac{1}{1+e^{-(w_{3} \cdot \frac{1+e^{-(w_{3} \cdot \cdot \frac{1}{1+e^{-(w_{3} \cdot \cdot \frac{1+e^{-(w_{3} \cdot \cdot \frac{1+$$





Input Layer $\in \mathbb{R}^2$

Hidden Layer $\in \mathbb{R}^3$ Output Layer $\in \mathbb{R}^1$

$$\frac{25}{600} = \frac{16}{600}$$

$$\frac{16}{600} = \frac{16}{600}$$

$$\frac{16}{600} = \frac{16}{600}$$

$$\frac{16}{600} = \frac{16}{600}$$

$$\frac{16}{600} = \frac{16}{600}$$

$$\frac{\partial Y}{\partial z_2} = V \cdot (I - Y)$$

$$\frac{\partial Z_2}{\partial \omega_2} = \alpha_M \cdot \omega_2 + \alpha_{12} \cdot \omega_3 + \alpha_{12} \cdot \omega_4$$

$$\frac{\partial Z_3}{\partial \omega_2} = \alpha_M = \frac{1}{1 + e^{-(X_1 \cdot \omega_3 + X_2 \cdot \omega_4)}}$$

$$\frac{\partial Y}{\partial \omega_2} = \frac{\partial Y}{\partial z_2} \cdot \frac{\partial Z_2}{\partial z_3}$$

$$\frac{\partial Z_3}{\partial \omega_3} = \alpha_M \cdot \omega_1 + \alpha_{12} \cdot \omega_2 + \alpha_{12} \cdot \omega_4$$

$$\frac{\partial Y}{\partial \omega_2} = \frac{\partial Y}{\partial \omega_3} \cdot \frac{\partial Z_2}{\partial \omega_3} \cdot \frac{\partial Z_2}{\partial \omega_3}$$

$$\frac{\partial Y}{\partial \omega_3} = \frac{\partial Y}{\partial \omega_3} \cdot \frac{\partial Z_2}{\partial \omega_3} \cdot \frac{\partial Z$$

ג. בחר קשת אחת המחברת את הקלט ל hidden layer וגזור את הפונקציה בסעיף א – ביחס אליה

$$\frac{\partial Y}{\partial \omega_1} = \frac{\partial Y}{\partial z_2} = \frac{\partial z_2}{\partial \alpha_{11}} = \frac{\partial \alpha_{11}}{\partial z_{11}} = \frac{\partial z_{11}}{\partial \omega_1}$$

$$\frac{\partial z_{2}}{\partial \alpha_{11}} = \omega_{7}$$

$$\Rightarrow \partial V = V \cdot (1 - V) \cdot \omega_{\tau} \cdot Q_{M} (1 - Q_{M}) \cdot X_{1}$$

Eupyter -2 25 Pizo 3

Learning rate	Epochs	Prediction 1	Prediction 2	Prediction 3	Prediction 4
	10	0.49683229	0.49312668	0.5211246	0.50846009
0.5	100	0.50959944	0.51080305	0.52612741	0.44861794
0.5	1,000	0.04292273	0.92370158	0.93697962	0.08606712
	10,000	0.00892673	0.98476766	0.98608432	0.0176987
	10	0.42283342	0.39699479	0.44340189	0.42356905
0.1	100	0.58575279	0.56369873	0.43145522	0.41865425
0.1	1,000	0.24214571	0.41511486	0.66522756	0.47157355
	10,000	0.02799284	0.94741504	0.95787113	0.05378369
	10	0.6250774	0.58719556	0.63825856	0.60651892
0.05	100	0.43840816	0.45536081	0.52829092	0.52469892
0.03	1,000	0.37483102	0.66430539	0.45106024	0.51063901
	10,000	0.06770091	0.91803814	0.93185077	0.07383226
	10	0.72173038	0.60226041	0.68090434	0.56637338
0.01	100	0.43993915	0.38279628	0.40179241	0.46959194
0.01	1,000	0.5406363	0.51820732	0.48697876	0.35366246
	10,000	0.49243708	0.49157121	0.5061386	0.50686369
	10	0. 50763972	0. 48025435	0.55069249	0.52098386
0.005	100	0. 32108255	0. 28219957	0.18123566	0.15032379
0.005	1,000	0. 53001759	0.52090343	0.49180569	0.48172491
	10,000	0. 53113203	0.5086021	0.49874298	0.46149662
	10	0.53234063	0.5693499	0.6130268	0.63008293
0.001	100	0.79282283	0.9004946	0.86800896	0.9159926
0.001	1,000	0.46422465	0.56778349	0.47628302	0.55179595
	10,000	0.50858745	0.5111092	0.4961542	0.49661167

1. בפונקציה train שנה את מספר ה epochs לערכים הבאים: train ל train שנה את מספר ה את מספר. את התוצאות הסופיות של כל אחת מההרצות. הסבר.

תשובה: עבור Learning rate קבוע (0.1), נבדקו ערכי אפוקים שונים.

Learning rate	Epochs	Prediction 1	Prediction 2	Prediction 3	Prediction 4
	10	0.42283342	0.39699479	0.44340189	0.42356905
0.1	100	0.58575279	0.56369873	0.43145522	0.41865425
0.1	1,000	0.24214571	0.41511486	0.66522756	0.47157355
	10,000	0.02799284	0.94741504	0.95787113	0.05378369

מטרת הפרדיקציות היא להגיע לערכי המטרה שהם [0,1,1,0]

בהרצה הראשונה (10 אפוקים): התוצאות אינן קרובות לערכי המטרה וניתן להסיק שהמודל עדיין לא התכנס ונרדש יותר לימוד

עבור ההרצה השניה (100 אפוקים): ניתן לראות שיפור קל מאוד אך עדיין רחוק מתוצאה מספקת ולכין תתקבל אותה מסקנה כמו בהרצה הראשונה

עבור שתי ההרצות הראשונות קשה לראות באופן מובהק שיפור משמעותי בתוצאות.

ההרצה השלישית (1000 אפוקים): חל שיפור, בעיקר בפרדיקציות השלישית והראשונה. כלומר המודל מתכנס אך עדיין נדרש יותר מחזורים.

ובהרצה הרביעית (10,000 אפוקים): התקבלה פרידקציה טובה מאוד, כמעט מושלמת. שנותנת תוצאה מאוד טובה לעומת ערכי המטרה.

המסקנה העיקרית היא שככל שמספר הEPOCHS גדל כך המודל למד טוב יותר את התבנית.

2. בפונקצית הtrain שנה את הlearning rate לערכים הבאים: 0.0, 0.0, 0.05, 0.00, 0.005. בפונקצית המוחד שנה את ההרצות, הסבר.

תשובה:

עבור ערך קבוע של 10,000 אפוקים נקבל את ההרצות הבאות:

Learning rate	Epochs	Prediction 1	Prediction 2	Prediction 3	Prediction 4
0.5	10,000	0.00892673	0.98476766	0.98608432	0.0176987
0.1	10,000	0.02799284	0.94741504	0.95787113	0.05378369
0.05	10,000	0.06770091	0.91803814	0.93185077	0.07383226
0.01	10,000	0.49243708	0.49157121	0.5061386	0.50686369
0.005	10,000	0. 53113203	0.5086021	0.49874298	0.46149662
0.001	10,000	0.50858745	0.5111092	0.4961542	0.49661167

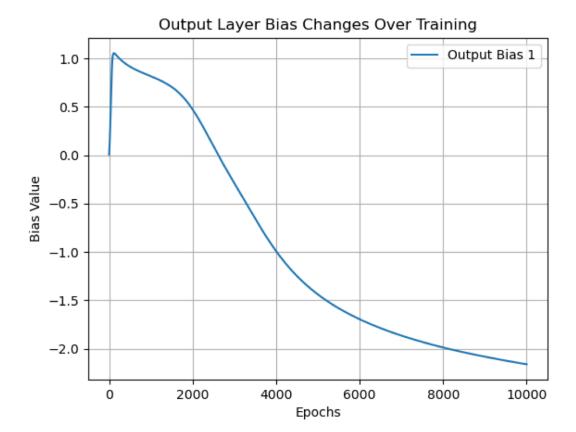
אפשר לראות שתוצאה הטובה ביותר התקבלה learning rate גבוה. גם עבור 0.10 וגם עבור 0.05 התקבלו תוצאות טובות שקרובות מאוד לערכי המטרה.

יכול להיות שעדיף יהיה לעבוד עם 0.1 מאשר 0.5 מהחשש 0.5 עלול להיות מהיר יותר ויגרום לחוסר יציבות החל מ0.00 (0.005 ו 0.001) התקבלו תוצאות שהן רחוקות מאוד מערכי המטרה ואינן נותנות תשובה איכותית. ניתן להניח שהחל משלב זה (0.01) קצב הלמידה היה איטי מדי, כך ש10,000 אפוקים לא היו מספיקים בשביל להתכנסות

3. בשורה 41 – יש מתשנה bias הצג גרף של השינוי שלו לאורף הרצת התוכנית והסבר מה תפקידו.

קיימים שני משתני bias בקוד. אחד עבור השכבות הנסתרות, ואחד עבור תוצאת Output.

הגרף הבא יתמקד בשינוי של הbias של תוצאת הOutput, בגרף יוצג השינוי של ערך הbias כהתקדמות במספר האפוקים (Epochs):



בגרף המוצג ניתן לראות את השינו בערכי ה bias-מתחיל ב-0 ועולה חיובית בצורה דרסטת לערך קצת גבוה מ-1 ואז מתחיל לרדת בצורה עקבית עד שהוא מתייצב לקראת סוף האימון סביב ערך שלילי (בערך -2).

:השינוי בערכים

- בתחילת האימון (500 epochs): הbias עולה בצורה חדה מאוד מ-0 לערך חיובי (כ-1), כנראה בשל הצורך המיידי לבצע התאמות מהירות כדי להתמודד עם השגיאות הראשוניות במודל
- לאחר מכן (500–7000 epochs): הbias מתחיל לרדת בצורה הדרגתית, כשהמודל מתקרב לפתרון טוב יותר
 והתאמות גדולות פחות נדרשות
- בסוף האימון (2-2-), דבר שמעיד שהמודל הגיע bias מתייצב סביב ערך שלילי (כ-2-), דבר שמעיד שהמודל הגיע למצב יציב מבחינת ההתאמות הדרושות.

הbias הוא מרכיב חשוב שמעניק למודל גמישות ומאפשר לו להתאים את הפלט לערכי המטרה בצורה יעילה. הוא מאפשר לרשת לבצע התאמות נוספות על בסיס השגיאות שנצברות במהלך האימון. הוא מסייע למודל להתכנס מהר יותר לערכי המטרה ולהתמודד עם מצבים שבהם המשקלים לבדם אינם מספיקים.