# Deep Learning- Assignment 4 GAN\C-GAN

#### : רקע מקדים

בעבודה זו התעסקנו עם רשתות GAN נדרשנו לממש בחלק א' את הרשת במימוש הרגיל, לקרוא.

מטרתנו היתה שה-Generator ילמד לייצר Fake Images כך שה-Discriminator יתקשה בזיהוי תמונה אמיתית למזויפת.

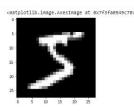
בשתי החלקים השתמשנו בסט הנתונים של MNIST, מכיוון שלא היינו צריכים לפצל לtrain\test השתמשנו בדאטה כולו לצורך אימון.

len(mnist\_train)

הדאטה מכיל: 60,000 תמונות

60000

כאשר כל תמונה נראית באופן הבא:



mnist\_train[0][0].shape
torch.Size([1, 28, 28])

: כאשר במקום ה-0 המערך המייצג תמונה tuple-וכל תמונה מגיעה

ובמקום ה- 0 הלייבל של אותה התמונה:

mnist\_train[0][1]

5

# <u>– בנוסף אתחלנו את המשתנים אשר שימשו בשתי החלקים באופן הבא</u>

Num Of Epochs= 150 Batch\_size= 256

# אופן בחירת ה-Loss Function בשתי חלקי העבודה -

השתמשנו בפונקציית ההפסד הבינארית BCEWithLogitsLoss , מכיוון שהתייחסות לתמונה אמיתית\מזויפת בעלת שתי אופציות בלבד כאשר אנחנו החלטנו ש-1 יסמן תמונה אמיתית, ו-0 תמונה מזויפת.

כאשר אנו מחשבים Loss ל- Discriminator זה מתגמל את התמונות באופן המוצג מעלה, והמטרה היא להקטין את ההפסד בכל פעם, משמע לזהות באופן יותר טוב בין אמיתי למזויף.

אך כאשר אנו מחשבים Loss ל- Generator, דבר זה עובד בצורה הפוכה . מכיוון שאנו רוצים לייצר תמונות מזויפות בצורה שיהיה קשה ל-Discriminator לזהות אנו משווים את הערך אשר יצא רק עם הערך 1.

### <u> Vanilla GAN : 1</u>

. Vanila GAN הרגילה אשר נקראת גם GAN- בחלק זה מימשנו את רשת

# <u>ארכיטקטורת הרשת נעשתה בדומה למה שלמדנו בתרגול, באופן הבא:</u>

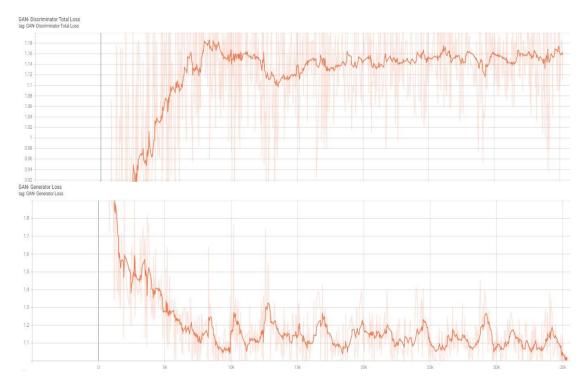
#### **Generator:**

- Conv(in=256 (batch), out=128) -Kernel=5, stride=1, paddin=2
- Betch Norm
- Leaky Relu
- Conv(in=128, out=64) Kernel=5, stride=2, paddin=2
- Betch Norm
- LeakyRelu
- Conv(in=64, out=1) Kernel=5, stride=2, paddin=2
- Tanh

# **Discriminator:**

- Conv(in=1, out=64) Kernel=5, stride=2, paddin=2
- Leaky Relu
- Dropout
- Conv(in=64, out=128) Kernel=5, stride=2, paddin=5
- Leaky Relu
- Dropout
- Flatten
- Linear(10\*10\*128,1)

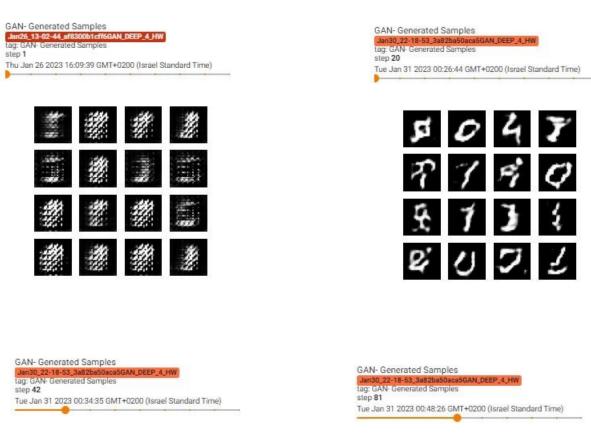
#### <u>: Loss -גרפי</u>



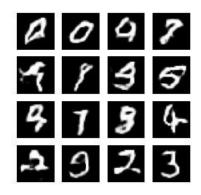
מהגרפים אנו רואים מה שציפינו לו, שה-Loss של ה-Discriminator עלה מכיוון שהיה לו קשה בזיהוי ומנגד מי שהקשה עליו ויצר תמונות ברמה טובה יותר זה ה-Generator אשר ה-Loss שלו ירד.

### : Generator -התמונות שיצאו מה

הצגת התמונות נעשתה בשערוך מחזור של Epochs 40 מלבד ההתחלה והסוף בו נעשה במרווח צפוף יותר על מנת להראות את השינויים באופן טוב יותר.







GAN- Generated Samples

Jan30, 22-18-53\_3a82ba50aca5GAN\_DEEP\_4\_HW

tag: GAN- Generated Samples
step 120

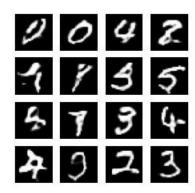
Tue Jan 31 2023 01:02:08 GMT+0200 (Israel Standard Time)

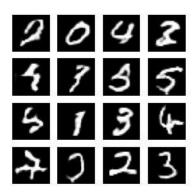
GAN- Generated Samples

Jan30\_22-18-53\_3882ba50sca5GAN\_DEEP\_4\_HW

tag: GAN- Generated Samples
step 129

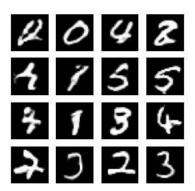
Tue Jan 31 2023 01:05:17 GMT+0200 (Israel Standard Time)





GAN- Generated Samples Jan30, 22-18-53, 3a82ba50aca5GAN\_DEEP\_4\_HW tag: GAN- Generated Samples step 149

Tue Jan 31 2023 01:12:20 GMT+0200 (Israel Standard Time)



#### מסקנות מרשת ה- GAN:

- על פי האיטרציות ניתן לראות כי המודל מתחיל באיטרציה הראשונה בתמונות עם רעש
   רנדומלי אשר מתמקד במרכז התמונה .
  - באיטרציה ה-20 אנו כבר יכולים להבחין בניצנים של ספרות כמו 0,4, הרעש הופך למשהו מרוכז וברור יותר ובחלקם אפילו כבר ספרה. באיטרציה ה-42 כבר ממש ניתן לראות תמונות חלקות יותר כאשר במרכזם ספרות ומופיעות ספרות כמו 2,3 ו-9 . בין איטרציות 42-82 המודל מתחיל להתייצב .
    - כאשר מגיעים לאיטרציה ה-120 כבר המודל התאמן מספיק בכדי לזהות את רוב הלייבלים שקיימים בצורה טובה.
- אפשר להבחין כי המודל לא מייצר תמונות של כלל הספרות, זאת בעקבות כך שאנו לא מציינים לו מידע נוסף או התפלגות מסוימת ממנה צריך לייצר את הסמפלים. <a href="mailto:noonline">noonline</a> הספרות אותן המודל מייצר באופן טוב 0,1,2,3,4,5,7.
  - .6,8,9 <u>הספרות אותן המודל לא מייצר או מייצר אך לא באיכות כזו שניתן לזהות</u>
- נקודה מעניינת היא שהמודל התחיל מסיווג עיגולים וקווים בודדים ולכן ניתן לראות את הספרות 0,1 שנראה שדבר זה נובע כי אלה הצורות הקלות לייצור בהתחלה. לאחר מכן ה-0 מתחיל להפוך לספרות 8,9 וה-1 ל-3 או 7.

# <u>C-GAN : 2</u>

בחלק זה מימשנו את רשת ה-C-GAN על פי מאמר אותו התבקשנו לקרוא. מה ששונה במימוש רשת זו מהרשת הרגילה הוא שהקלט של ה-Discriminator וה-Generator משלב גם את התיוגים של כל תמונה.

וכאן אנו מייצרים דוגמא מזויפת עבור כל סיפרה בנפרד, כאשר ה-Generator מטרתו ליצר תמונות של הספרות בהתאם לתיוג באופן שה-Discriminator יתקשה בהבחנת תמונה אמיתית\מזויפת.

# ארכיטקטורת הרשת נעשתה בדומה למה שלמדנו בתרגול, באופן הבא:

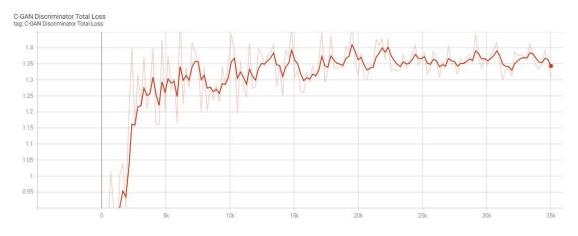
#### C Generator:

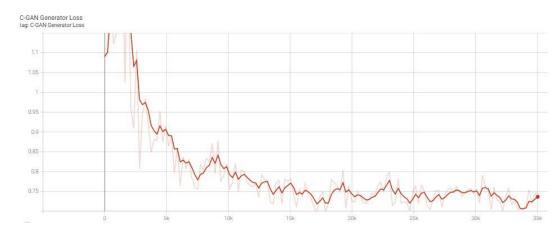
- Linear()
- Conv(in=256 (batch), out=128) -Kernel=5, stride=1, paddin=2
- Betch Norm
- Leaky Relu
- Conv(in=128, out=64)-Kernel=5, stride=2, paddin=2
- Betch Norm
- LeakyRelu
- Conv(in=64, out=1)-Kernel=5, stride=2, paddin=2
- Tanh

#### **C** Discriminator:

- Flatten(794)
- Linear(in=28\*28+10, out=256)
  \*10= One hot encoding of labels.
- Leaky Relu
- Dropout
- Linear (in=256, out=128)-Kernel=5, stride=2, paddin=5
- Leaky Relu
- Dropout
- Linear(128,1)
- Leaky Relu
- Dropout

# <u>: Loss -גרפי</u>

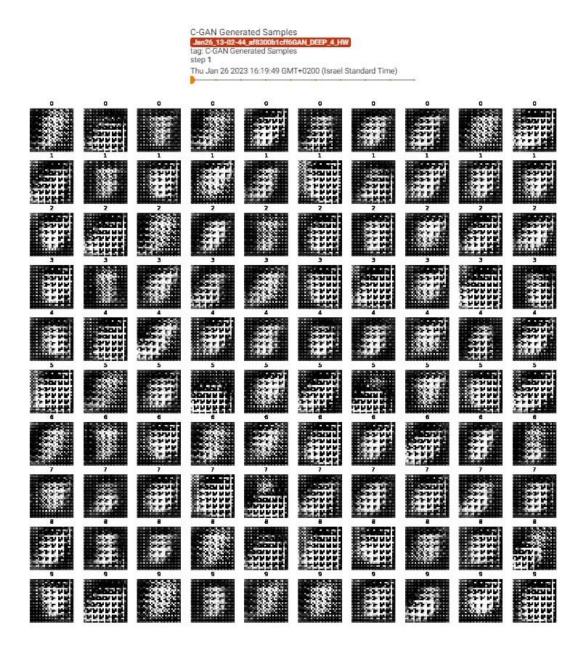




מהגרפים אנו רואים מה שציפינו לו, שה-Loss של ה-Discriminator עלה מכיוון שהיה לו קשה בזיהוי ומנגד מי שהקשה עליו ויצר תמונות ברמה טובה יותר זה ה-Generator אשר ה-Loss שלו ירד.

#### <u>: Generator התמונות שיצאו מה-</u>

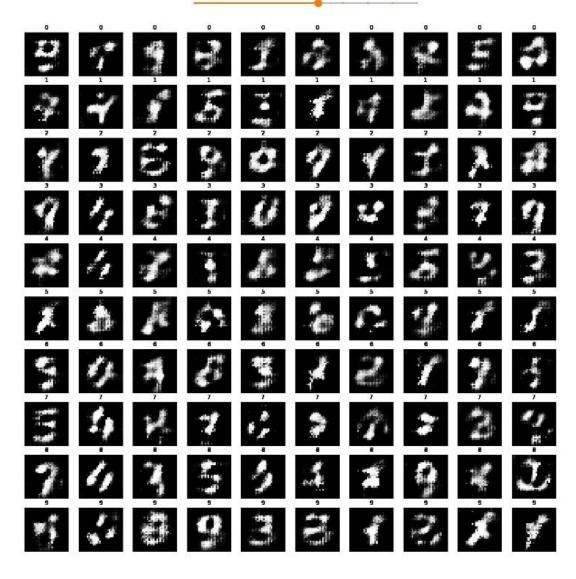
הצגת התמונות נעשתה בשערוך מחזור של Epochs 40 מלבד ההתחלה והסוף בו נעשה במרווח צפוף יותר על מנת להראות את השינויים באופן טוב יותר.



C-GAN Generated Samples
Jan26\_13-02-44\_af8300b1cff6GAN\_DEEP\_4\_HW
tag: C-GAN Generated Samples

step 13

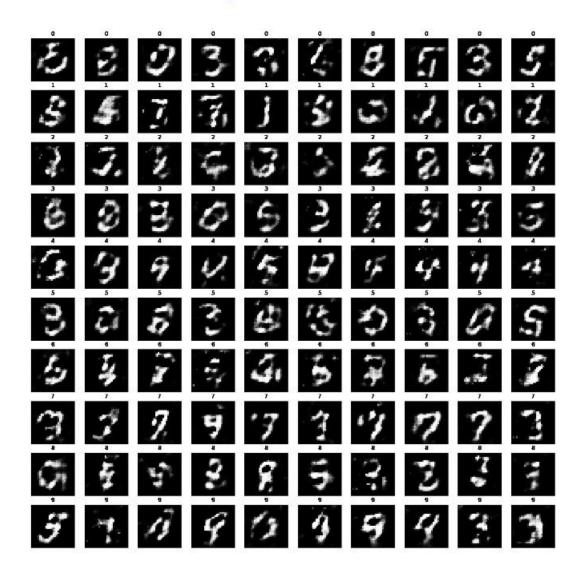
Thu Jan 26 2023 16:22:29 GMT+0200 (Israel Standard Time)



C-GAN Generated Samples

Jan26\_13-02-44\_af8300b1cff6GAN\_DEEP\_4\_HW
tag: C-GAN Generated Samples
step 42

Thu Jan 26 2023 15:12:55 GMT+0200 (Israel Standard Time)

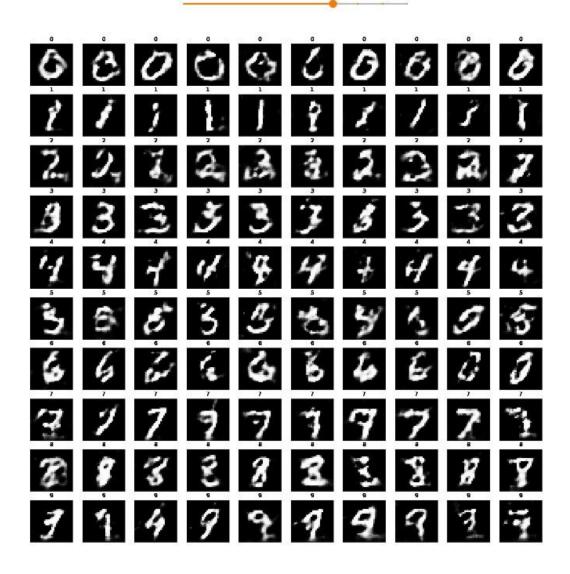


C-GAN Generated Samples
Jan26, 13-02-44\_af8300b1cff6gAN\_DEEP\_4\_HW
tag: C-GAN Generated Samples
step 81
Thu Jan 26 2023 15:21:40 GMT+0200 (Israel Standard Time)

0	a	0	o	0	0	0		0	o
	C.								
Ē	ř	7	i	<b>!</b>	<u>.</u>	1	1	J.	1
4	2	L	$\mathcal{D}_{\mathcal{C}}$	3	D.	1	R	A	3
B	S	3	$\mathcal{F}$	53	B	3	3	3	3
i,	4	25	15	\$	4	4	4	4	Am
- 6	Ø.	6	- 6	6	- 6	- 6	6	6	- 6
E	6	de	E4.	6	5	in	6	100	3
Z.	9	1	9	7	7	7	7	7	-1
3	•	3	3	8	Z	7 h	$\boldsymbol{\Sigma}_{\!\scriptscriptstyle{L}}$	2	7
5	4	14	9	4	\$	$\mathcal{G}$	9	7	

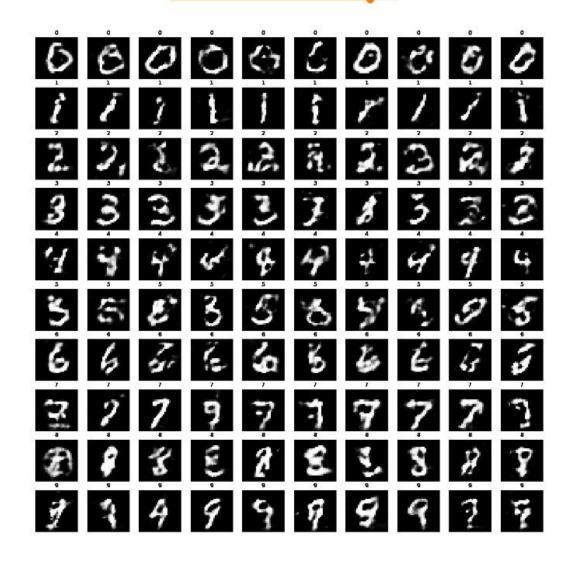
# C-GAN Generated Samples Jan 26, 13-02-44\_af8300b1c4f6GAN\_DEEP\_4\_HW tag: C-GAN Generated Samples step 120

Thu Jan 26 2023 15:30:29 GMT+0200 (Israel Standard Time)



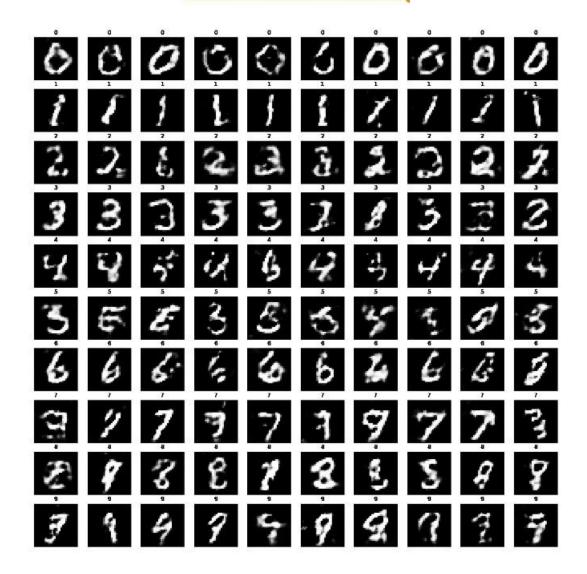
C-GAN Generated Samples
Jan 26, 13-02-44 \_sf8300b1cff60AN DEEP\_4 HW
tag: C-GAN Generated Samples
step 129

Thu Jan 26 2023 15:32:29 GMT+0200 (Israel Standard Time)



# C-GAN Generated Samples Lanz6\_13-02-44\_af8300b1cff6GAN\_DEEP\_4\_HW tag: C-GAN Generated Samples step 149

Thu Jan 26 2023 15:37:08 GMT+0200 (Israel Standard Time)



#### <u>: C-GAN - מסקנות מרשת</u>

- על פי האיטרציות ניתן לראות כי המודל מתחיל באיטרציה הראשונה בתמונות עם רעש רנדומליבו אין אפשרות לזהות עדיין משהו ברור.
  - באיטרציה ה-13 כבר מתחילים לזהות רקע נקי וספרות שמתחילות להיווצר במרכזה אך עדיין ללא זיהוי משמעותי .
- באיטרציה ה-42 כבר ממש ניתן לראות חלק מהספרות , ומהאיטרציה ה-82 אנחנו כבר מזהים חלוקה ברורה על פי הלייבלים של הספרות וכן משתפרת איכות התמונה.
  - כאשר מגיעים לאיטרציה ה-120 כבר המודל התאמן מספיק בכדי לזהות את רוב הלייבלים בצורה טובה.
    - המודל למד בצורה טובה את הספרות 0,1,3,8,9
- ישנן ספרות שסיווג בצורה טובה אך היה גם בלבול בהרבה מהתמונות כמו הספרות- 5,7 בהן יש זיהויים של 5 כ-6 ו-7 כ-9 .
- ההשערה שדבר זה קורה מכיוון שהספרות 5,6 די דומות בכתיבתן והספרות 7,9 תלוי בזווית של ובאופן הכתיבה בהן יכול להתפרש כ-9, מכאן שזוהי משימה לא קלה ל- Generator.
  - יש תמונות אותן המודל כלל לא למד בצורה טובה כמו הספרות 4,2 שאכן ניתנות לזיהוי בחלק מהתמונות אך הטעויות רבות , טעות הספרה 2 יכולה לנבוע מהדימיון המרובה לכמה ספרות ומטכניקת הכתיבה, וטעות ספרה 4 במורכבות הכתיבה ובשוני שלה .

#### : השוואת הרשתות

Domain	GAN	C-GAN		
Target	משמש למשימות Unsupervised.	יכול לשמש למשימות Supervised\Semi-Supervised.		
Input	מייצר סמפלים מרעש.	מייצר סמפלים מרעש +תוספת תנאי.		
Image Qulity	איכות טובה יותר בדר"כ.	איכות הניתנת לזיהוי אך מלווה ביותר רעש.		
Training Speed	בדר"כ מהיר יותר.	איטי יותר- זאת בעקבות שילוב קלט נוסף ולמידת פרמטרים נוספים. *יש מקרים בהם התנאים שהוספנו מביאים להתכנסות מהירה יותר ומכאן לזמן אימון מהיר יותר.		
Epochs to converges	60	80		
Divergences	לא מכיל את כלל הספרות.	מכיל את כלל הספרות .		