# ניתוח פוסטים וסיווג אשמה בקהילת Reddit

: מגישים

ניר דעוס | 315782987 רונן בוסקילה | ---

- REDDIT מקור: רשת חברתית
- תיאור: מאגר נתונים של 6,000 דוגמאות שמתמקד בסיווג פוסטים של משתמשים בקהילת-״האם אני האשם?״-המטרה היא לזהות האם האשם בסיפור הוא מפרסם הפוסט או הצד השני שהוזכר
  - מאפיינים: Title מאפיינים: Title מאפיינים → רווית סיווג האם המפרסם אשם (כן או לא) Verdict

#### דוגמא



- המטרה שלנו
- לזהות תבניות בשפה, בכותרות ובפוסטים שמשפיעות על התוצאה 🖚
- לבנות מודל שיכול לחזות את תוצאות verdict עבור פוסטים חדשים
  - פיצול הנתונים
  - סט אימון 85% מהנתונים עבור בניית המודל
  - סט מבחן 15% מהנתונים עבור הערכת המודל
  - הנתונים חולקו באופן אקראי כדי להבטיח ייצוג שווה

יצרנו Word Clouds למילים השכיחות ביותר בעמודות Word Clouds למילים השכיחות ביותר, 7 מילים השכיחות ביותר, verdict כדי לזהות תבניות או הבדלים בין קבוצות, 7 מילים השכיחות ביותר, מצורף גרף ויזואלי









#### מבנה הרשת

שכבת הקלט- מקבלת רצפי טוקנים בגודל

כבסיס לעיבוד בשכבות הבאות MAX\_SEQUENCE\_LENGTH

שכבת Embedding -שממירה את רצפי הטוקנים לווקטורים מספריים בצפיפות גבוהה, כדי לאפשר למודל לזהות קשרים ותבניות סמנטיות בטקסט.

- שכבת LSTM דו-כיוונית ראשונה בא יחידות, מעבדת את הטקסט משני הכיוונים ומחזירה רצף תפוקות (True=return\_sequences).
  - שכבת LSTM דו-כיוונית שנייה: 64 יחידות, מסכמת את המידע מהשכבה הקודמת לוקטור יחיד.

שכבת הפלט (Dense) נוירון יחיד עם פונקציית אקטיבציה

#### קומפילציה:

- .adam : אופטימיזר
- .binary\_crossentropy : פונקציית הפסד•
  - .accuracy :מדד ביצוע

Layer (type)	Output Shape	Param #
<pre>input_layer (InputLayer)</pre>	(None, 229)	0
embedding (Embedding)	(None, 229, 100)	1,000,000
bidirectional (Bidirectional)	(None, 229, 128)	84,480
bidirectional_1 (Bidirectional)	(None, 128)	98,816
dense (Dense)	(None, 1)	129

#### אימון הרשת:

- .36 : (Batch size) אודל אצווה•
  - •מספר אפוקים: 3.

#### תוצאות:

(accuracy): 86.95% דיוק על סט האימון

(loss): 0.3200 הפסד על סט האימון

(val\_accuracy): 59.91% דיוק על סט הבדיקה

(val\_loss): 0.8987 הפסד על סט הבדיקה

<u>: ניתוח התוצאות</u>

#### פער גדול בין סט האימון לסט הבדיקה:

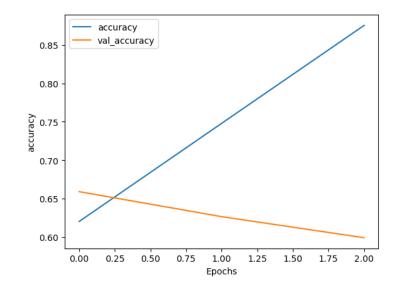
הדיוק על סט האימון (86.95%) גבוה משמעותית מהדיוק על סט הבדיקה (59.91%), דבר שמצביע על overfitting סט הבדיקה (המודל למד היטב את הדוגמאות באימון, אך מתקשה להכליל נתונים חדשים בסט הבדיקה

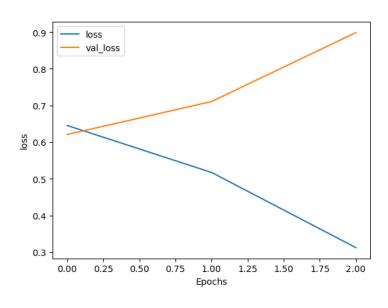
#### ערך הפסד (loss) גבוה בסט הבדיקה:

ערך הloss בסט הבדיקה (08987) גבוה משמעותית מזה שבסט האימון (03200), מה שמאשר את הבעיה בהכללה

#### סיבה אפשרית

- וופסת יותר מידי מידע וזוכרת רעשים. LSTM שכבת LSTM
  - .. הטקסט מכיל יותר מידי רעשים.



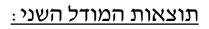


#### מבנה המודל השני

- עיבדנו מחדש את הטקסט והורדנו מילים שלא תרמו לתוכן הפוסט.
- הראשונה). LSTM (לפני ואחרי שכבת שכבות Dropout). שיעור נשירה של 50% .

שאר המבנה נשאר דומה .

Layer (type)	Output Shape	Param #
<pre>input_layer_1 (InputLayer)</pre>	(None, 229)	0
embedding (Embedding)	(None, 229, 100)	1,000,000
dropout (Dropout)	(None, 229, 100)	0
<pre>bidirectional_2 (Bidirectional)</pre>	(None, 229, 128)	84,480
dropout_1 (Dropout)	(None, 229, 128)	0
<pre>bidirectional_3 (Bidirectional)</pre>	(None, 128)	98,816
dense_1 (Dense)	(None, 1)	129

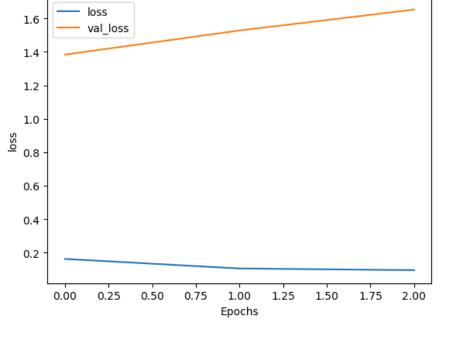


(accuracy): 96.96% דיוק על סט האימון

(loss): 0.1033 הפסד על סט האימון

(val\_accuracy): 59.97% דיוק על סט הבדיקה

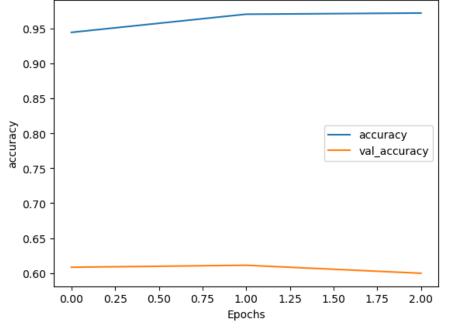
(כמעט זהה למודל הראשון: 59.91%).



#### <u>ניתוח</u>

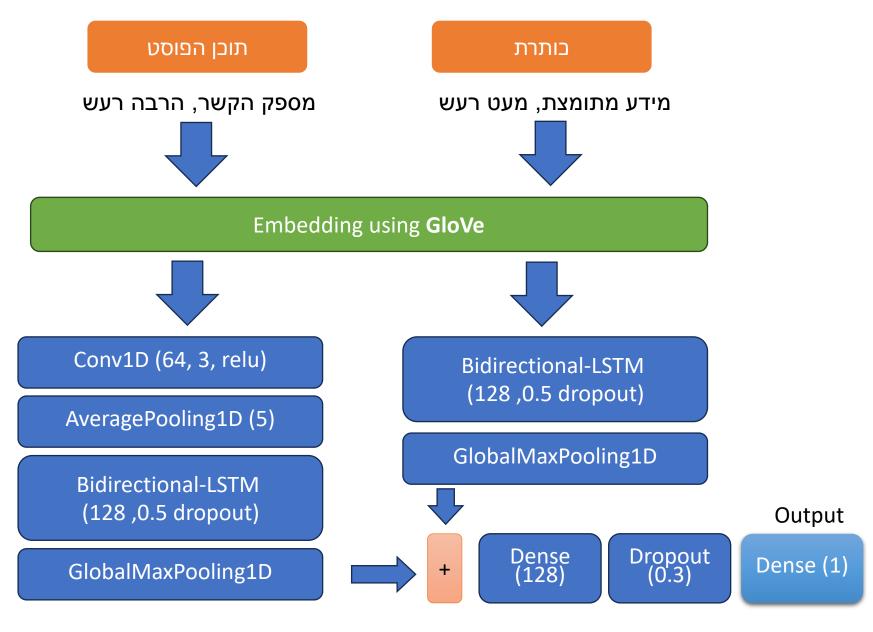
הדיוק והפסד על סט האימון השתפרו מאוד במודל השני, מה שמראה שהמודל מצליח ללמוד טוב יותר את הדוגמאות בסט האימון/

הדיוק על סט הבדיקה נשאר נמוך (59.97%), והפסד הבדיקה עלה (1.65 לעומת 0.89 במודל הראשון).



### למרות הוספת שכבות Dropout, ה-overfitting לא נפתר.

## מודל שלישי - הפרדה בין כותרת לתוכן הפוסט



Concatenate

#### אימון הרשת:

- .36 : (Batch size) גודל אצווה•
  - .7 : מספר אפוקים

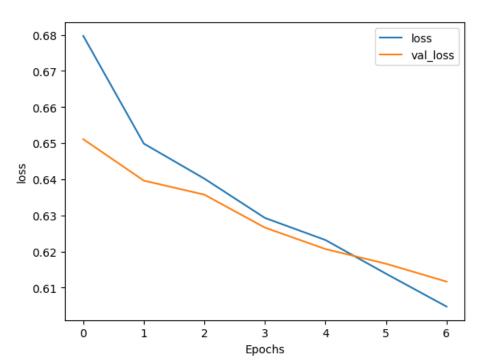
#### תוצאות המודל השלישי:

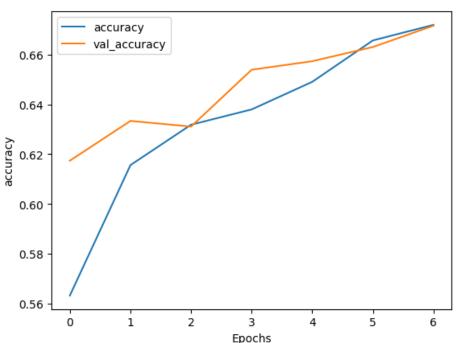
- (accuracy): 67.18% דיוק על סט האימון.
  - (loss): 06186 בסד על סט האימון.
- (val\_accuracy): 67.16% דיוק על סט הבדיקה 3
  - (val\_loss): 06236 הפסד על סט הבדיקה 4.

#### : השוואה וביצועים

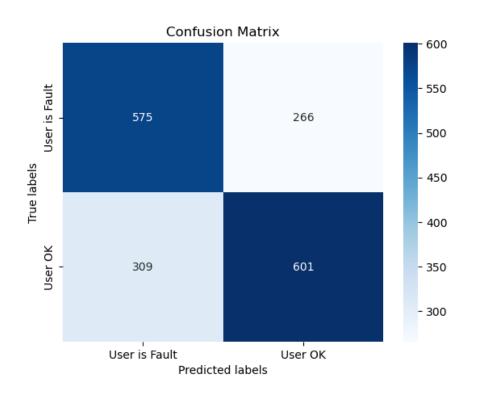
דיוק על סט הבדיקה השתפר לעומת המודלים הקודמים, הגרפים במגמה יציבה.

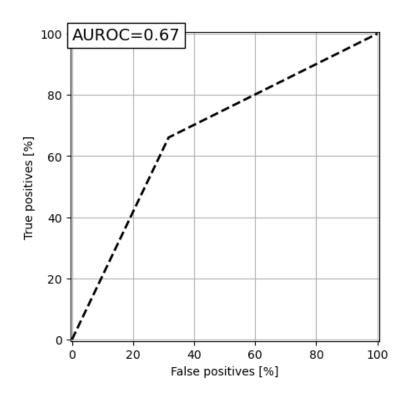
התוצאות מראות שהעיבוד של הכותרת והפוסט יחד מוסיף ערך.





55/55 — 1s 12ms/step - accuracy: 0.6802 - loss: 0.5970 Test loss: 0.6116748452186584 Test accuracy: 0.6716161966323853 55/55 — 1s 15ms/step					
,	precision		f1-score	support	
0 1	0.65 0.69	0.68 0.66	0.67 0.68	841 910	
accuracy macro avg weighted avg	0.67 0.67	0.67 0.67	0.67 0.67 0.67	1751 1751 1751	





#### : סיכום

הרשתות שנבנו למדו על ידי שילוב שכבות הרשתות שנבנו למדו על ידי שילוב שכבות בגש על דו-כיווניות, וCNN (במודל השלישי), עם דגש על עיבוד נתונים משני מקורות (כותרות ופוסטים). הרשת הצליחה לזהות תבניות בשפה ולספק סיווג בינארי, אך הביצועים עדיין מוגבלים, עם דיוק של כ67.16% על סט הבדיקה.

#### <u>שיפורים אפשריים לביצועים טובים יותר</u>:

- 1. ביצוע Hyperparameter Tuning, כמו שינוי שיעור Dropout, מספר הנוירונים בשכבות, או גודל האצווה, יכול לשפר את הביצועים.
  - 2. שינוי ארכיטקטורת הרשת (שינוי או הוספת שכבות)
    - Transfer Learning .3

#### <u>- המשך סיכום</u>

#### יתרונות:

המודל מספק בסיס לסיווג בינארי ועובד בצורה סבירה על סט האימון והבדיקה.

ניתן להשתמש בו ככלי ראשוני לסיווג פוסטים Reddita.

#### : מגבלות

היינו רוצים שהמודל יגיע לאחוזי דיוק גבוהים יותר, אך סיווג פוסטים כאלה הוא ייעמוםיי גם לבני אדם.

## שימושים אפשריים:

שימוש ככלי לחיזוי דעת קהל – האם יחשבו שאני אשם אם אפרסם את המקרה זה או לא?

#### בעיות אפשריות בשימוש כמוצר:

## 1. הכללה מוגבלת:

המודל עשוי להיכשל בנתונים חדשים שאינם דומים לנתוני האימון (למשל, פוסטים בשפה שונה או בניסוח שונה).

#### 2. איכות נתונים:

נתונים חסרים, שגיאות כתיב, או ניסוחים לא ברורים עלולים לפגוע בביצועי המודל.

## : רגישות להטיות

אם נתוני האימון מוטים (biased), המודל עשוי להציג הטיות דומות בתוצאותיו.

#### : מסקנה

המודל מתאים ככלי ראשוני למחקר ולניסויים, אך לפני שימוש בו כמוצר, יש לבצע שיפורים משמעותיים בביצועיו ולהתגבר על מגבלות הoverfitting והכללה. מומלץ להטמיע פתרונות כמו שימוש בPretrained Models, הגדלת כמות הנתונים, ושיפור האיזון בין התוויות.

## ChatGPT השוואה למול

Data Size	1000 Posts
Model	GPT-4o
Normal Resposes for	960 / 1000 Prompts
Accuracy	<mark>60.5%</mark>