עמוד שער

מגיש: יוני קרמר

תעודת זהות: 215005737

בית ספר: עירוני ד' על שם אהרון קציר, תל אביב

מנחה: עידו גודיס

רכזת עבודות גמר: לימור שיאון

תוכן עניינים

[עמוד שער 1](#_Toc114998306)

[תוכן עניינים 1](#_Toc114998307)

[הקדמה אישית ותודות 4](#_Toc114998308)

[מבוא 4](#_Toc114998309)

[סקירת בינה מלאכותית 4](#_Toc114998310)

[מושגי בסיס: 4](#_Toc114998311)

[למידת מכונה (או למידה חישובית) מונחית – Supervised Machine Learning: 4](#_Toc114998312)

[למידה בהנחיה עצמית – Self Supervised Learning: 4](#_Toc114998313)

[למידה בלתי מונחית – Unsupervised Learning: 4](#_Toc114998314)

[ווקטור הסתברות: 5](#_Toc114998315)

[ווקטור לוג'יט – Logit vector: 5](#_Toc114998316)

[טנזור - Tensor: 5](#_Toc114998317)

[טוקניזציה – Tokenization: 6](#_Toc114998318)

[אימון ראשוני למידול שפה סיבתי בעזרת יצירת שפה: 6](#_Toc114998319)

[למידה רב שלבית – Transfer Learning: 7](#_Toc114998320)

[One Hot representetion: 8](#_Toc114998321)

[טרנספורמר עם דיקודר בלבד – Decoder Only Transformer: 9](#_Toc114998322)

[בלוק דיקודר Decoder Block: 10](#_Toc114998323)

[קידוד מיקומי – Positional Encoding: 10](#_Toc114998324)

[אמבדינג – Embedding: 11](#_Toc114998325)

[הכפלה במטריצת אמבדינג משוחלפת – Transposed Embedding: 11](#_Toc114998326)

[הפונקציה softmax: 12](#_Toc114998327)

[טמפרטורה - Temprature: 12](#_Toc114998328)

[מסכת הסתקלות קדימה look ahead mask: 13](#_Toc114998329)

[צומת לב עצמית ממוסכת בעזרת מכפלה סקלרית: 14](#_Toc114998330)

[צומת לב רב-ראשית – Multi Head Attention: 17](#_Toc114998331)

[מסכת ריפוד - Pad/Padding Mask: 18](#_Toc114998332)

[רשת מחוברת לגמרי – Fully Connected Feed Forward Network: 19](#_Toc114998333)

[שכבה דחוסה: 19](#_Toc114998334)

[פונקציית ReLU: 19](#_Toc114998335)

[ריפוד - Padding: 20](#_Toc114998336)

[בלבול – Preplexity: 20](#_Toc114998337)

[דגימה – Sampling/Decoding: 20](#_Toc114998338)

[דגימה לפי הסתברות מקסימלית – argmax/greedy sampling: 21](#_Toc114998339)

[דגימה רנדומלית מתוך הסתברות: 21](#_Toc114998340)

[דגימה מתוך k הטוקנים שהסתברותם הכי גבוה – Top k Sampling: 22](#_Toc114998341)

[דגימה מתוך הטוקנים שסכום הסתברותם <= p – Top p Sampling: 22](#_Toc114998342)

[חיפוש עץ – :Beam Search 23](#_Toc114998343)

[חיפוש עץ עם אילוץ על סכום ההסתברות: 24](#_Toc114998344)

[סקירת פייתון 25](#_Toc114998345)

[רשימת מבני נתונים בפייתון ומבני הנתונים המקבילים בשפות אחרות: 25](#_Toc114998346)

[רמזי סוג – Type Hints: 25](#_Toc114998347)

[רב צורתיות (פולימורפיזם): 26](#_Toc114998348)

[פעולות קסם – Magic/Dunder Methods: 26](#_Toc114998349)

[המחלקה Callable: 26](#_Toc114998350)

[קשטן - :Decorator 26](#_Toc114998351)

[מחלקת בסיס אבסטרקטית: 27](#_Toc114998352)

[פונקציה אבסרקטית: 27](#_Toc114998353)

[פעולה סטטית: 28](#_Toc114998354)

[מחלקת נתונים – Data Class: 28](#_Toc114998355)

[פיתוח מודלי למידה עמוקה בעזרת tensorflow: 28](#_Toc114998356)

[המחלקה Module: 29](#_Toc114998357)

[המחלקה Layer: 29](#_Toc114998358)

[שכבות בנויות מראש: 29](#_Toc114998359)

[המחלקה Model: 29](#_Toc114998360)

[פיתוח התכונה 29](#_Toc114998361)

[האלגוריתם ליצירת טקסט בעזרת קבוצות של טוקנים: 30](#_Toc114998362)

[המחלקה :TextGenerator 30](#_Toc114998363)

[המחלקה TreeGenerator: 30](#_Toc114998364)

[המחלקה SampleGenerator: 30](#_Toc114998365)

[אפליקציית הווב: 30](#_Toc114998366)

[הקובץ \_\_init\_\_.py: 30](#_Toc114998367)

[הקובץ database.py: 30](#_Toc114998368)

[הקובץ schema.sql: 30](#_Toc114998369)

[הקובץ auth.py: 30](#_Toc114998370)

[הקובץ model.py: 30](#_Toc114998371)

[מימוש הארכיטקטורה לטרנספורמר עם דיקודר בלבד: 30](#_Toc114998372)

[המחלקה Transformer: 30](#_Toc114998373)

[שאר המחלקות: 31](#_Toc114998374)

[הפונקציה positional\_encoding: 31](#_Toc114998375)

[הפונקציה create\_masks: 31](#_Toc114998376)

[אימון מודלים: 31](#_Toc114998377)

[הורדת ויבוא חבילות: 31](#_Toc114998378)

[הגדרות: 31](#_Toc114998379)

[היפר פרמטרים: 31](#_Toc114998380)

[סט הנתונים: 31](#_Toc114998381)

[אוצר המילים: 31](#_Toc114998382)

[הטוקנייזר: 31](#_Toc114998383)

[חתיכת טקסטים ארוכים מדי: 31](#_Toc114998384)

[ריפוד: 31](#_Toc114998385)

[חלוקה לסט אימון, מבחן ווידוי (training, test and validation): 31](#_Toc114998386)

[ניקוי הזכרון: 31](#_Toc114998387)

[האימון: 31](#_Toc114998388)

[לולאת האימון: 31](#_Toc114998389)

[הדמו: 32](#_Toc114998390)

[הצגת התוצרים 32](#_Toc114998391)

[סיכום 32](#_Toc114998392)

[ביבליוגרפיה 32](#_Toc114998393)

[נספחים 32](#_Toc114998394)

[חלקים נבחרים מהקוד: 32](#_Toc114998395)

[מימוש האלגוריתם לדגימה בקבוצות: 32](#_Toc114998396)

[מימוש הארכיטקטורה של טרנספורמר עם דיקודר בלבד: 40](#_Toc114998397)

[קישורים: 51](#_Toc114998398)

[דוקומנטציות: 51](#_Toc114998399)

[קורסים של אוניברסיטת סטנפורד: 51](#_Toc114998400)

[מדריכים: 51](#_Toc114998401)

הקדמה אישית ותודות

מבוא

שאלת המחקר:

האם ניתן ליצור טקסט באורך n טוקנים בעזרת פחות מ n קריאות למודל שפה סיבתי (causal language model)? אם כן, כיצד? ואיך שימוש באלגוריתם זה משפיע על הטקסט שנוצר? (בהשוואה לאלגוריתם שיוצר n טוקנים על ידי n קריאות למודל).

סקירת בינה מלאכותית

מושגי בסיס:

למידת מכונה (או למידה חישובית) מונחית – Supervised Machine Learning:

שם כולל לאלגוריתמים שמקבלים נתונים בצורת צמדי קלט ופלט רצוי ומטרתם להגדיל או להקטין ערך של פונקציה מסוימת (פונקציית המטרה) המחשבת את הדמיון או השוני בין פלט האלגוריתם לפלט הרצוי.

לדוגמה: מודל שמסווג תמונות למספר קבוע של מחלקות ידועות.

למידה בהנחיה עצמית – Self Supervised Learning:

למידת מכונה בה האלגוריתם מקבל נתונים שאינם מחלוקים לצמדי קלט ופלט וחלקוה זו נעשית על ידי האלגוריתם עצמו.

לדוגמה – מודל שמקבל טקסט וחוזה את המילה הבאה.

למידה בלתי מונחית – Unsupervised Learning:

למידת מכונה בה אין פלט רצוי ופונקציית המטרה מחשבת מטרה אחרת.

לדוגמה – רכב אוטונומי שפונקציית המטרה שלו מחשבת את הסיכוי לתאונה.

ווקטור הסתברות – Probability Vector:

במדעי הנתונים –הוא ווקטור בו P\_i מייצג את ההסתברות של מחלקה i. כל ההסתברויות בין אפס לאחד וסכום הווקטור 1.

ווקטור לוג'יט – Logit Vector:

בלמידה עמוקה – ווקטור לוג'יט הוא ווקטור בו מוצגות הסתברויות בטווח מינוס אינסוף עד אינסוף. פונקציית Softmax משמשת (בין היתר) להפוך ווקטור לוג'יט לווקטור הסתברות.

טנזור - Tensor:

מערך רב מימדי של מספרים. ניתן לחשוב על טנזור כעל מפה בין מספרים שלמים ואי שליליים לערכים מכל צורה.

לדוגמה:

נניח ויש לנו אתר בו כל פעם שמשתמש נכנס לאתר נוצרת טבלה (מטריצה) בתוך טנזור שמתארת את פעילותו באתר.

יתאר את התא בשורה ועמודה בטבלה שמתארת את הכניסה מספר של המשתמש מספר .

יתאראת העמודה ה בטבלה שמתארת את הכניסה מספר של המשתמש מספר

וככה הלאה.

הדרגה\רמה\מעלה של טנזור מתארת את מספר הפרמטרים המקסימלי של מספרים שאפשר להעביר אליו.

טנזור ברמה אפס הוא מספר (לדוגמה מינוס שבע עשרה) וזאת מכיוון שאי אפשר לגשת לאיבר מספר שלוש של מינוס שבע עשרה.

טנזור ברמה אחת הוא ווקטור או מערך של מספרים (לדוגמה ) וזאת מכיוון שאפשר לגשת לאיבר מספר שתיים במערך אך אי אפשר לגשת לאיבר כלשהו של המספר חמש עשרה.

נשים לב כי טנזור ברמה אחת הוא מערך של טנזורים ברמה אפס.

טנזור ברמה שתיים הוא טבלה או מטריצה וזאת מכיוון שטבלה היא מערך של עמודות (או שורות) שהן בעעמן טנזורים מרמה אחת.

באופן כללי, נגדיר טנזור ברמה אפס כמספר וטנזור ברמה ( מספר טבעי) כמערך של טנזורים ברמה באותה צורה ואותו סוג נתונים.

טוקניזציה – Tokenization:

בניגוד לתוכנות קלאסיות (שלא משתמשות בלמידת מכונה) מודלי שפה אינם מיצגים טקסט כרצף אותיות (מחרוזת) אלא כרצף של מילים, חלקי מילים או צירוף אותיות בעל משמעות (למשל הסיומת ים לציון רבים בעברית או הסיומת ing באנגלית).

כשיוצרים טוקנייזר וקובעים את גודל המילון, הוא מוצא את רצפי האותיות הכי נפוצים בסט האימון ונותן לכל אחד מהם מזהה (טוקן) בצורת מספר שלם ואי שלילי.

לטוקנייזר שתי פונקציות מרכזיות:

Encode: הטוקנייזר מקבל מחרוזת ומחזיר רצף של מזהיי טוקן לפי הסדר בהם הם מופיעים בטקסט כרשימה או כטנזור מסוג int.

Decode: הטוקנייזר מקבל רצף של מזהיי טוקן ומחזיר ומתרגם אותם למחרוזת.

כל מודל שקולט ו\או מייצר שפה מאומן בהינתן טוקנייזר – הטוקנייזר מוגדר לפני תחילת אימון המודל ולא משתנה אף פעם. שימוש במודל שפה בעזרת טוקנייזר לא מתאים או שינוי של הטוקנייזר גורם לתוצאות חסרות משמעות.

אימון ראשוני למידול שפה סיבתי בעזרת יצירת שפה:

Generative Pre-Training (GPT) for Causal Language Modeling

היא שיטה לאימון מודלים שמטרתם ליצור טקסט בהינתן טקסט שמקורה במאמר improving language understanding by generative pre-training.

בהינתן רצף של טוקנים, המודל חוזה כל טוקן בהתבסס על הטוקנים הקודמים בטקסט.

המודל אומנם מקבל את כל הטוקנים אבל בעזרת מסכת הסתכלות קדימה (look ahead mask), כל טוקן תלוי בטוקנים שבאו לפניו בטקסט בלבד.

המודל לומד לחזות איזה טוקן נמצא בכל מקום (מתוך רשימה ידועה של טוקנים).

כאשר:

i המזהה של הטוקן שנמצא במקום ה i.

היא ההסתברות של הטוקן במקום ה t+1 להיות הטוקן שהמזהה שלו i.

seq len הוא אורך הרצף שהמודל מקבל.

המודל מצמם את ה categorical entropy הממוצע לרצף שאותו הוא מנסה לחזות.

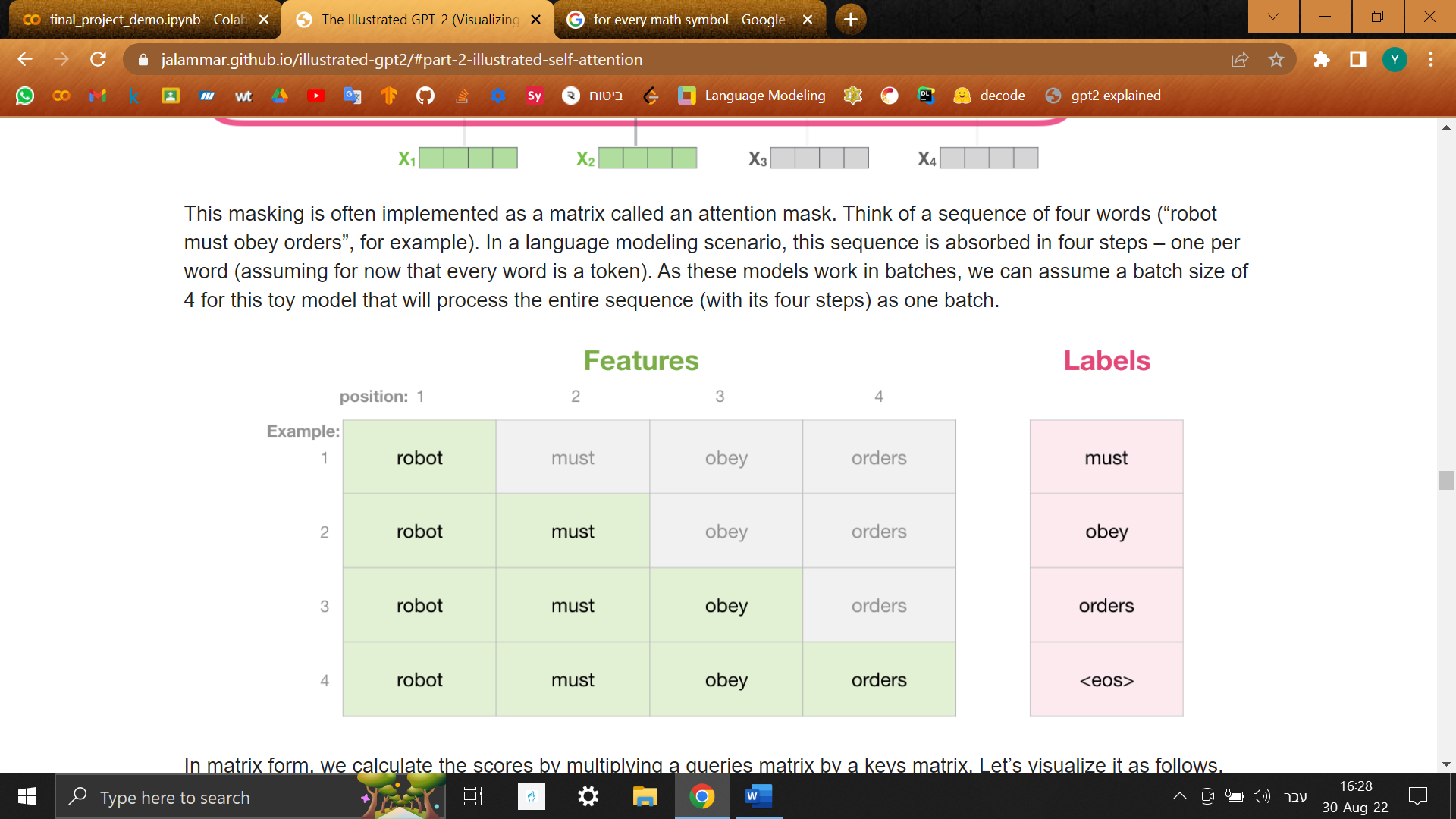
שימו לב שהמודל לא מתייחס לטוקן הראשון, זאת מכיוון שאין אפשרות לחזות את הטוקן הראשון בהתבסס על הטוקנים הקודמים (כי אין טוקנים שמגיעים לפני הטוקן הראשון).

משימה זו היא משימת לימוד בהנחיה עצמית:

המודל לומד לחזות או ליצור חלק אחד מהדוגמה בהינן חלק אחד מהדוגמה לכל דוגמה בסט הנתונים.

חלוקה של המשפט "robots must obey orders"

בכל שורה, המודל צריך לחזות מה יהיה הטוקן בתא האדום בהתבסס על הטוקנים בתאים הירוקים (הטוקנים בתאים האפורים ממוסכים).



למידה רב שלבית – Transfer Learning:

המשימה של חיזוי הטוקן הבא בטקסט איננה חשובה בפני עצמה. האימון למשימת מידול שפה טבעית הוא אימון ראשוני שאחריו מגיע אימון למשימה ספציפית (למשל: סיכום טקסט, תרגום בין שפות, מענה בשירות לקוחות ועוד משימות רבות).

הרעיון מאחורי אימון כללי שלאחריו אימון למשימה ספציפית (down stream task) הוא שהמודל לומד להבין שפה כללית וליצג טקסטים באופן כללי – מה שיעזור מאוד באימון למשימות ספציפיות עם פחות נתונים ופחות כוח חישוב.

גישה זו היא סטנדרטית באקדמיה ובתעשייה בשנים האחרונות.

האימון החוזר על משימה ספציפית נעשה כמו האימון הכללי – בלי התייחסות לקלט ופלט וזאת על מנת שהמודל ילמד לעבד את המידע שמופיע בקלט.

שימוש במודל ליצירת טקסט:

בהינן טקסט שנקלט מהמשתמש:

תחילה המודל מתורגם לרצף של טוקנים על ידי הטוקנייזר.

המודל תחילה מקבל את הקלט ולאחריו טוקן רנדומלי.

המודל חוזה את הטוקן שנמצא במקום האחרון ברצף בהתבסס על הטוקנים שלפניו ולכן זאת התחזית של המודל לטוקן הראשון בפלט.

הטוקן הבא נדגם (ראה חלק על שיטות דגימה) מההסתברות שהמודל יצר.

לאחר מכן המודל מקבל את הקלט ואת הטוקן הנגדם ומוצא את הטוקן הבא וכך הלאה.

מספר הטוקנים שנוצרים יכול להיקבע בכמה דרכים:

1. על ידי המשתמש.
2. מספר הטוקנים הנוצרים יהיה שווה למספר הטוקנים בקלט.
3. על ידי מודל שמקבל קלט וחוזה את אורך הפלט.
4. מתוך התפלגות של הטוקנים הפלטים בסט הנתונים.

הנדסת פרומפט – Prompt Engeneering:

תחום מחקר בניתוח שפה טבעית בו נחקר הקשר בין פורמט הטקסטים (הפרומפטים) שנקלטים למודלי שפה לבין הטקסט שהמודלים יוצרים.

כמה מהתגליות המרכזיות שהשתמשתי בהן:

* ההוראות צריכות להופיע בתחילת הפרומפט
* צריך לתת כותרת לכל חלק בפרומפט
* הפרומפט צריך להסתיים בכותרת של המשימה.
* הפרומפט צריך להיות בשפה הכי נפוצה בסט האימון (כמעט תמיד אנגלית) ולאוו דווקא בשפה שבה של הפרומפט או של הטקסט שאתה רוצה שהמודל יצור.

דוגמה לפרומפט בפורמט נכון:

"תרגם את המשפט הבא מעברית לאנגלית:

עברית: זהו משפט לדוגמה.

אנגלית: "

One Hot representetion:

יצוג one hot ממיר אינדקס של מחלקה (במקרה שלנו טוקן) שהוא מספר שלם ואי שלילי לווקטור\מערך\רשימה בינארית שאורכה כמספר המחלקות בנתונים (במקרה שלנו מספר הטוקנים שהטוקנייזר שומר במילון).

יצוג one hot הוא בעצם ווקטור של הסתברות של תוצאה ידועה מראש ולכן אנחנו רוצים שההסתברות שהמודל יחזה תיהיה כמה שיותר קרובה ליצוג one hot .

|  |
| --- |
| def token\_to\_one\_hot(token\_id: int, num\_tokens: int) -> List[int]:  *"""Returns a one-hot list for the class class\_id with*  *num\_classes classes"""* ans: List[int] = [0] \* num\_tokens  ans[token\_id] = 1  return ans   def sequence\_to\_one\_hot(sequence: List[int],  num\_tokens: int) \  -> List[List[int]]:  *"""Creats a one-hot matrix  for the given sequence of tokens"""* return [token\_to\_one\_hot(token\_id, num\_tokens)  for token\_id in sequence] |

לדוגמה:

אם המילון של הטוקנייזר הוא {אני: 0, אוהב: 1, גלידה: 2} אז המחזרות "אני אוהב גלידה" תומר לרצף הטוקנים [2, 1, 0] ואז לייצוג one hot:

טרנספורמר עם דיקודר בלבד – Decoder Only Transformer:

היא הארכיטקטורה בה השתמשו כותבי המאמר

improving language understanding by generative pre-training

במודל טרנספורמר מבוסס דיקודר בלבד בלוק הדיקודר הראשון מקבל את האמבדינג והקידוד המקומי של הקלט. שאר בלוקי הדיקודר מקבלים את הפלט של בלוק הדיקודר שנמצא לפניהם במודל.

הפלט של בלוק הדיקודר האחרון מוכפל במטריצת אמבידנג משוחלפת ליצירת מטריצת לוג'יט.

על מטריצת הלוג'יט מופעלת פעולת שיוצרת את מטריצת ההסתברות שבה משתמשים על מנת ליצור רצף של טוקנים.

המודל מקבל מטריצה של ייצוג רצף הטוקנים בצורת one hot ומחזיר חיזוי בצורת לוג'יט של איזה טוקן יהיה בכל מקום ביחס בהתבסס על הטוקנים שבאים לפניו בטקסט.

בעבודה שלי אשתמש במושג מטריצת הסתברות לתאר מטריצה בה היא ההסתברות של הטוקן ה ברצף להיות ה הטוקן שהמזהה שלו הוא i בהתבסס על הטוקנים הקודמים (אפס עד t). ומטריצת לוג'יט לתאר מטריצה הבנויה מווקטורי לוג'יט כמו שמטריצת הסתברות בנויה מווקטורי הסתברות.

בלוק דיקודר Decoder Block:

בלוקי דיקודר הם שכבות עם תתי השכבות הבאות:

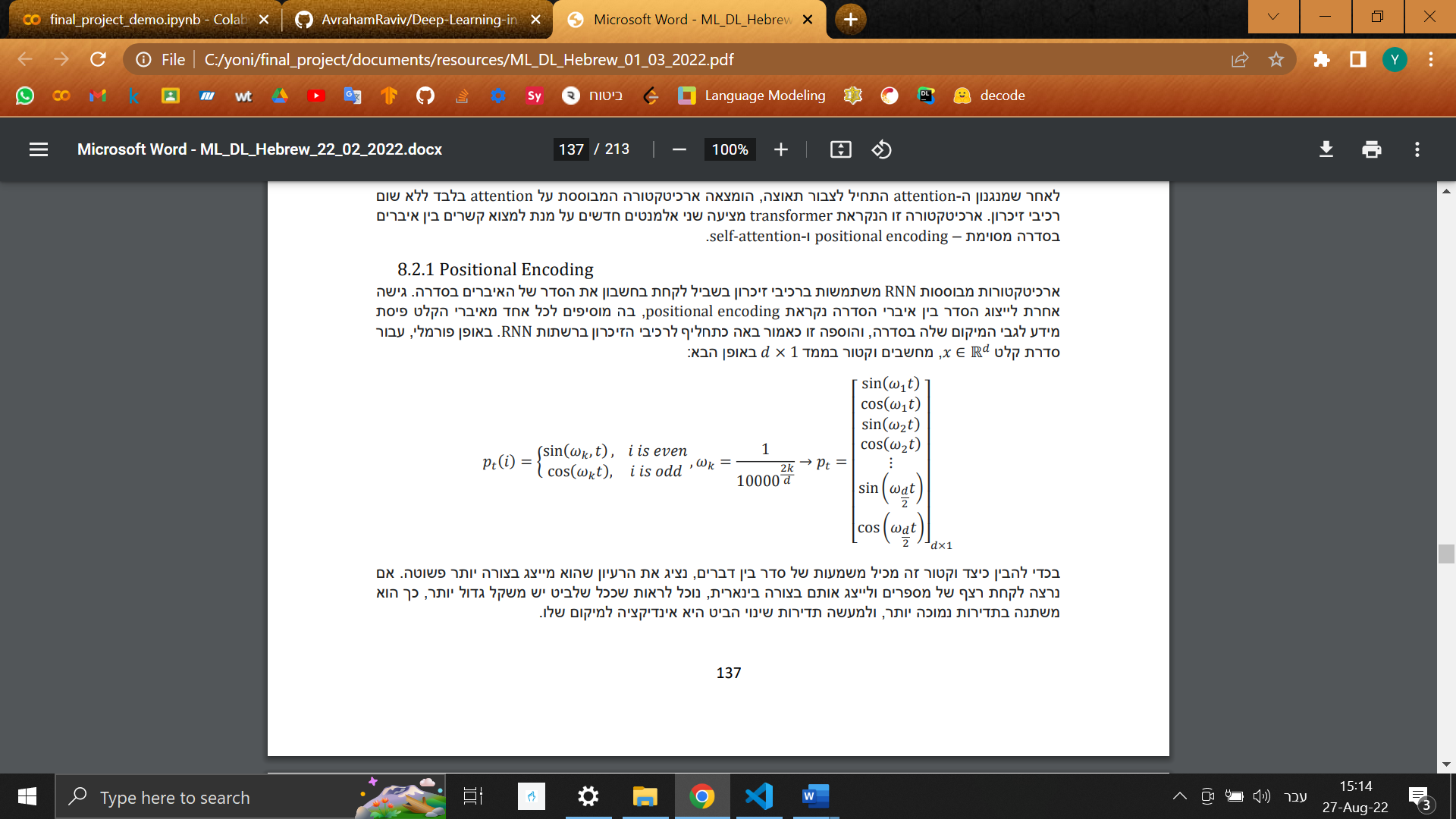
1. צומת לב עצמית רב ראשית עם מסכת הסתכלות קדימה
2. חיבור ונורמליזציה
3. רשת מחוברת לגמרי
4. חיבור ונורמליזציה

קידוד מיקומי – Positional Encoding:

מכיוון שהטרנספורמר אינו מתייחס באופן שונה לווקטורים במיקומים שונים בתוך רצף, יש צורך בהוספת מידע לכל טוקן בנוגע למיקומו במשפט.

שיטה בה מוסיפים לכל אחד מאיברי הקלט פיסת מידע (במקרה שלנו טוקן) לגבי המיקום שלה ברצף באופן פורמלי, עבור סדרת קלט

, מחשבים וקטור במימד x 1 באופן הבא:



אמבדינג – Embedding:

אמבדינג היא שכבה המקבלת רצף טוקנים ביצוג one hot וממירה כל יצוג one hot בווקטור בעל משעות סמנטית שאינו תלוי בטוקנים אחרים.

השכבה לומדת מטריצה בגודל מספר הטוקנים המוכרים למודל x שאפשר לדמיין אותה בתור טבלה בה כל שורה היא מילה שהמודל מכיר וכל עמודה היא תכונה סמנטית שיכולה להיות למילה או לצירוף אותיות בעל משמעות.

פעולת האמבדינג היא מכפלה של מטריצת הרצפים ביצוג one hot במטריצת האמבדינג.

קיימות מגוון שיטות ליצירת מטריצת אמבדינג שאינן בעזרת למידה עמוקה.

הכפלה במטריצת אמבדינג משוחלפת – Transposed Embedding:

*את התוצאה של הדיקודר אנחנו מכפילים במטריצת האמבדינג המשוחלפת.*

*נזכור כי הכפלה במטריצה משוחלפת היא הפעולה ההפוכה להכפלה במטריצה המקורית.*

אינטואיציה:

הדיקודר מחזיר את מטריצת אמבדינג של המילים במקום השני עד המקום seq len + 1 (לפני נורמליזציה).

הכפלה במטריצת אמבדינג היא תרגום של הסתברות לאמבדינג.

הכפלה במטריצת אמבדינג משוחלפת היא תרגות של אמבדינג להסתברות.

הפונקציה softmax:

*softmax() מוגדרת לפי הנוסחה:*

*תפקיד הפונקציה לקחת ווקטור עם ערכים בין מינוס אינסוף לאינסוף ולהפוך אותו לווקטור שערכיו בין אפס לאחד וסכומו אחד.*

*אחד השימושים שלה הוא חישוב ווקטור הסתברות מתוך ווקטור לוג'יט.*

*הווקטור שהפונקציה מחזירה הוא באותו גדול של הווקטור שהפונקציה מקבלת.*

*הפונקציה מחזירה ווקטור שסכומו אחד וכל איבריו בין אפס לאחד .*

*שימו לב גם ש .*

*פעולת softmax על מטריצה בציר מסוים היא פעולת softmax על כל ווקטור בציר.*

*כלומר: פעולת softmax בציר 1 היא פעולת softmax לכל שורה במטריצה.*

טמפרטורה - Temprature:

*טמפרטורה היא מספר חיובי שנבחר בעת יצירת טקסט ומטרתו להשפיע על התפלגות ווקטור ההסתברות שהמודל מיצר בדגימה שאיננה לפי הסתברות מקסימלית.*

*כל איבר במטריצת הלוג'יט מחולק בטמפרטורה לפני ככה ש:*

*אינטצואיציה:*

*הקטנת הטמפרטורה גורמת לאיזון ההסתברויות של הטוקנים ככה שלכל הטוקנים תיהיה הסתברות דומה יותר והגדלת הטמפרטורה גורמת לחוסר איזון בהסתברויות ככה שלטוקנים יהיו הסתברויות שונות יותר.*

*דוגמה: מציאת ווקטור ההסתברות של ווקטור הלוג'יט [1, 1-] עם טמפרטורה של אחד, שתיים וחצי.*

*טמפרטורה איינה שימושית במהלך אימון המודל מיכוון שאם נשנה את הטמפרטורה, המודל ילמד ליצר ווקטור לוג'יט בו כל ערך מוכפל באחד חלקי הטמפרטורה.*

מסכת הסתקלות קדימה look ahead mask:

*היא מטריצה בגודל seq\_len x seq\_len שמטרתה לגרום לכך שטוקנים לא יושפעו מהטוקנים שלפניהם.*

*כאשר seq\_len הוא אורך הרצף.*

*המסכה נוצרת לפי הקוד:*

|  |
| --- |
| def create\_look\_ahead\_mask(seq\_len: int) -> List[List[int]]:  *"""Returns a look ahead mask for the given length.  input: seq\_len: int  Returns: list of list of 0s and 1s"""* answer: List[List[int]] = [[0] \* seq\_len] \* seq\_len  for i in range(seq\_len):  for j in range(seq\_len):  if j > i:  answer[i, j] = 1  return answer |

*או לפי ההגדרה המתמטית לכל איבר:*

*מסכבת הסתכלות קדימה תמיד תיהיה מטריצה ריבועית בה האלכסון וכל האיברים מתחתיו אפס וכל האיברים מתחת לאלכסון 1.*

*דוגמה: מסכת הסתכלות קדימה לרצף באורך 3:*

*אפשר לחשוב על המסכה בטור טבלה בה האיבר בשורה j ועמודה i עונה על השאלה:*

*0 אם הטוקן במקום מושפע מהטוקן במקום ו - 1 אחרת.*

צומת לב עצמית ממוסכת בעזרת מכפלה סקלרית:

**Scaled Dot-Product** **Masked Self Attention**

המטרה של צומת הלב היא לקחת ייצוג של רצף של טוקנים ולתת לכל טוקן יצוג התלוי בטוקנים שמלפניו. כל טוקן בכל שלב במודל מיוצג על ידי ווקטור באורך (קיצור של attention dim).

נגדיר:

seq len = אורך הקלט לטרנספורמר (מספר חיובי ושלם)

*= המימד החבוי – תכונה של השכבה.*

*הן מטריצות פרמטרים הנלמדים על ידי המודל.*

*הפונקציה מקבלת מטרציה*

*הפעולה מחזירה מטריצה באותו גודל של המטריצה שהיא מקבלת.*

*הגדרה מתמטית לפעולת צומת הלב:*

*אינטואיציה:*

*המצב החבוי הוא מטריצה שמכילה רצף של ווקטורים בה כל ווקטור במקום i מיצג את המשמעות הסמנטית של הטוקן במקום i בקונטקסט של המשפט.*

*אם נדמיין כל מצב חבוי של טוקן (ווקטור בגודל ) כנקודה במרחב, הכפלתו במטריצת פרמטרים תשנה את מערכת הצירים בו הווקטור נמצא למערכת צירים שמייצגת בצורה יותר מדויקת את הקשרים שבין הטוקנים השונים. בשתי מערכות הצירים מימדים.*

*השאילתה (query) של טוקן היא ווקטור שקרוב לווקטורים שיכולה להיות להם השפעה על משמעות הטוקן.*

*המפתח (key) הוא ההשפעה של הטוקן על טוקנים אחרים.*

*הערך (value) הוא התוכן של הטוקן.*

*הפעולה יוצרת מטרציה (קיצור ל dot procut – המונח לערך שסלארי באנגלית) בגודל seq len x seq len בה הוא תוצאת המכפלה הסקאלרית בין הווקטור של שמיצג את הטוקן במקום ה i בשאילתה (לאחר הטרנספורמציה) לווקטור שמיצג את הטוקן במקום ה j במפתח (לאחר הטרנספורמציה) שמייצג את ההשפעה של הטוקן במקום i על הטוקן במקום j.*

*החלוקה של כל איבר מטריצה ב היא נורמליזציה ואינה הכרחית. אם לא נחלק הפעולה תתבצע באופן דומה מאוד והמודל יעבוד בצורה מאוד דומה. הנורמליזציה משפרת קלות את ביצועי המודל.*

*נזכור שמכפלה סקאלרית בין שני ווקטורים מייצגת את הדמיון ביניהם – ככל ששני ווקטורים יותר דומים – המכפלה הסקלארית שלהם יותר גדולה ולהפך. מכפלה סקלארית יכולה להיות חיובית או שלילית. מכפלה סקלארית לא יכולה להיות יותר גדולה מאורך הווקטור הארוך יותר בריבוע.*

*הפעולה :*

*המסכה מוכפלת במינוס מיליארד ככה שכל ערך שהיה אחד במסכה המקורית הוא מינוס מיליארד במסכה המוכפלת וכל ערך שהיה אפשר נשאר אפס ובאופן פורמלי:*

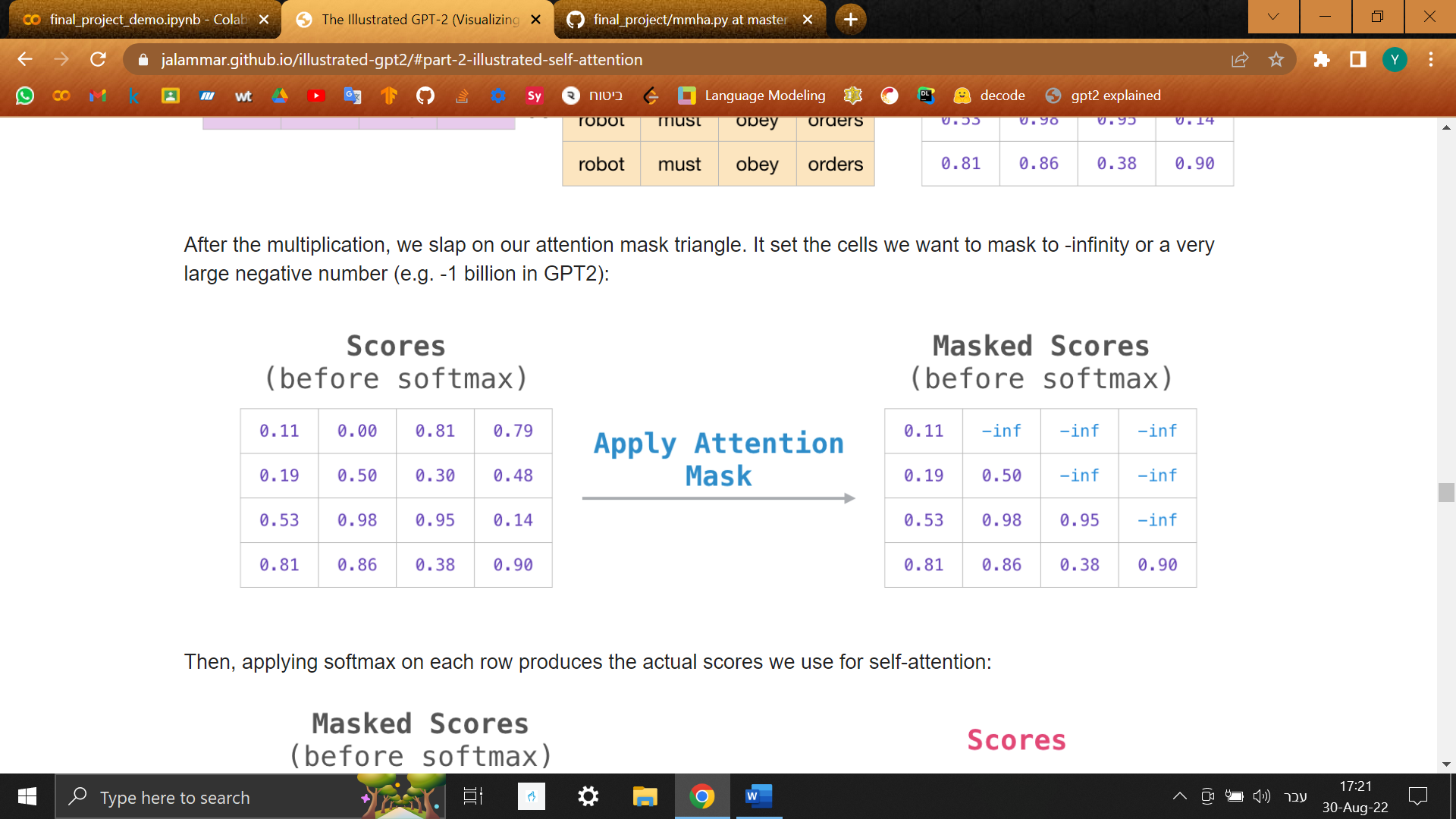
*את תוצאת המכפלה מחסרים ממטריצת הדמיון ככה שהדמיון בין*

*אינטואיציה:*

*במטריצה יש קשרים דו צדדיים בין כל הטוקנים כלומר כל טוקן משפיע על כל הטוקנים הסובבים אותו אבל זאת בעיה כי אנחנו רוצים לחזות כל טוקן מהתבסס על הטוקנים שקדמו לו בלבד.*

*אנחנו רוצים שההשפעה של טוקנים על טוקנים שבאים לפניהם ברצף תיהיה קטנה ככל הניתן.*

*המסכה גורמת להשפעה של טוקנים על הטוקנים שבאים לפניהם ברצף להיות קטנה מאוד – בערך מינוס מיליארד.*



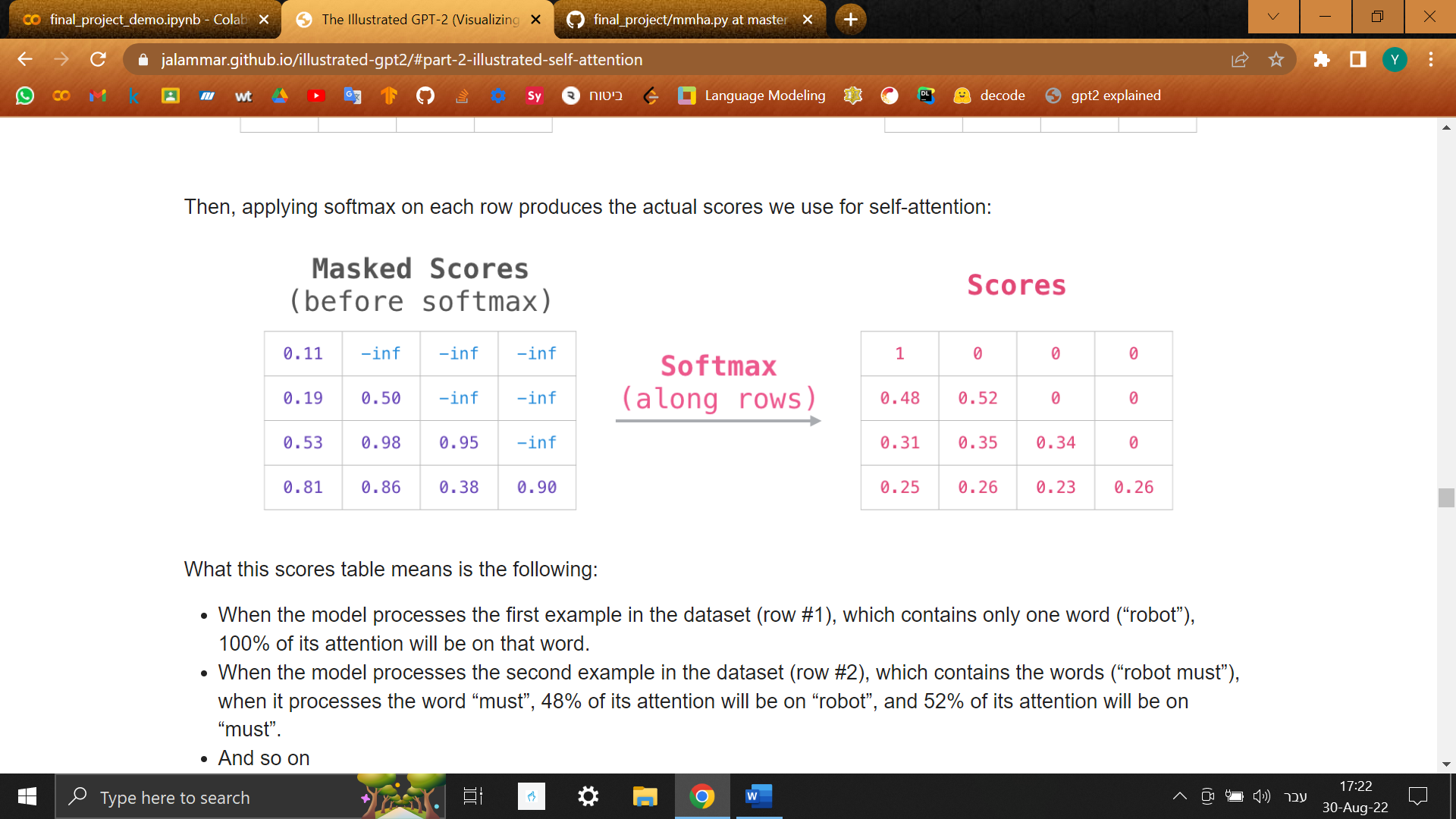
*הפעולה :*

*המטריצה ASM היא טבלה בה הוא האיבר בעמודה i ובשורה j המיצג את ההשפעה של הטוקן במקום ה i על הטוקן במקום ה j ופעולת softmax מנרמלת את הטבלה ככה שסכום כל שורה הוא 1.*

*אנחנו רוצים שההשפעה של כל טוקן על הטוקנים לפניו תיהיה קרובה מאוד ל 0.*

* *הערה: בדרך הכלל המספר הקרוב לאפס מתעגל לאפס.*

*וזאת מכיוון ש .*



*נגדיר את הערך הווקטורי של טוקן כערך שלו כפי שמיוצג במטריצה V.*

*הפעולה יוצרת מטריצת יצוג חבוי ככה ש כל טוקן מיוצג על ידי הממוצע המשוכלל של הערך הווקטורי של כל הטוקנים המשפיעים עליו.*

*אם נשתמש בדוגמה למעלה: הווקטור של הטוקן השני במטריצה יהיה 0.48 כפול הווקטור של הטוקן הראשון במטריצה ועוד 0.52 כפול הווקטור של הטוקן השני במטריצה .*

צומת לב רב-ראשית – Multi Head Attention:

*בהינתן אותם פרמטרים שמקבלת פעולת צומת לב ועוד פרמטר – מספר הראשים (num\_heads)*

*(המימד החבוי של המודל חייב להתחלק ב מספר הראשים).*

*הערך החבוי האחרון והערך לפני טרנספורמציה מפוצלים ככה ש המימדים שלהם משתנים מ :*

*Seq\_len x ל num\_heads x seq\_len x ()*

*ככה שלכל ראש יש ערך חבוי אחרון וערך לפני טרנספורמציה אחרים:*

*LHV\_of\_head\_i = LHV[i, :, :]*

*PTV\_of\_head\_i = PTV[i, :, :]*

*כל ראש מחשב את צומת הלב עם הערך החבוי האחרון והערך לפני טרנספורמציה שלו ולומד פרמטרים אחרים.*

*לפיצול לראשים שתי מטרות:*

1. *להקטין את זמן החישוב:*

*החישוב של צומת לב בין מטריצות קטנות לוקח פחות זמן והחישוב של כל הראשים מתבצע במקביל.*

1. *ללמוד דברים אחרים:*

*בפיצול המטריצות כל ווקטור המתאר טוקן מפוצל ככה ש:*

*vector\_size = d\_k / num\_heads*

*start\_index = i \* vector\_size*

*end\_index = (i + 1) \** *vector\_size*

*vector\_for\_head\_i = original\_vector[start\_index:end\_index]*

*נזכור שכל איבר בווקטור מייצג תכונה סמנטית של הטוקן ולכן כל ראש מתייחס לתכונות סמנטיות אחרות של הטוקנים.*

מסכת ריפוד - Pad/Padding Mask:

*מסכת ריפוד מאפשרת את ביצוע פעולת צומת הלב על קבוצה (batch) של רצפים באורכים שונים במקביל. לכל רצף נוסיף טוקן מיוחד - ריפוד מספר פעמים בסוף הטקסט ככה שאורך כל רצף יהיה כאורך הטוקן הארוך ברצף.*

*נגדיר = האורך של רצף הארוך ביותר, = מספר הרצפים בקבוצה (באטצ').*

*ניצור טנזור בינארי לפי הכלל:*

*. אם הטוקן במקום i+1 מושפע מהטוקן במקום j וגם הטוקן במקום j הוא אינו ריפוד ו - 1 אחרת.*

*לכל רצף במקום ה i, שכבת צומת הלב משתמשת ב במקום ב וככה נוצר מצב בו ערך כל טוקן תלוי בטוקנים שלפניו* ***וגם*** *אינם טוקן הריפוד.*

רשת מחוברת לגמרי – Fully Connected Feed Forward Network:

*רשת מחוברת לגמרי היא שכבה שמורכבת משלוש תת שכבות:*

*שכבה דחוסה עם גודל קלט*  *וגודל פלט feed forward depth (הייפר פרמטר של המודל)*

*אקטיבציית ReLU.*

*שכבה דחוסה עם גודל קלט feed forward depth וגודל פלט .*

שכבה דחוסה\מחוברת לגמרי – Dense/Fully Connected Layer:

לשכבה דחוסה שתי תכונות*: גודל הקלט (n) וגודל הפלט (m).*

*היא לומדת מטריצת פרמטרים ו-ווקטור פרמטרים b בגודל m.*

*שכבה דחוסה מקבלת ווקטור שאורכו גודל הפלט ומבצעת עליה את הפעולה הלינארית:*

*הגדרה לכל איבר:*

*אינטואיציה:*

*נחשוב על הווקטור x בתור נקודה בתוך מערכת צירים, הכפלה של ווקטור במטריצה היא ייצוג של הווקטור במערכת צירים אחרת והוספה של הווקטור b היא הזזה של הווקטור בגודל וכיוון קבוע.*

פונקציית ReLU:

*הפונקציה פועלת על כל איבר בטנזור ונוחסתה:*

*הנגזרת של הפונקציה (לפי המימוש בספריות למידת מכונה) היא:*

ריפוד - Padding:

*בלמידה עמוקה אנחנו הרבה פעמי רוצים לשלוח למודל כמה דוגמאות בו זמנית (לעשות batching).*

*עד עכשיו, הנחנו שהטרנספורמר מקבל רצף אחד אך קיימת שיטה לשלוח לטרנספורמר כמה דוגמאות בו זמנית וזאת על ידי ריפוד.*

*נוסיף לסוף כל רצף טוקן מיוחד הנקרא ריפוד ככה שכל הרצפים באותו אורך.*

*הטוקן שהמודל חוזה במקום שבו שמנו את טוקן הריפוד הוא הטוקן הבא בטקסט.*

דגימה – Sampling/Decoding:

*נניח ויש לנו מודל שמקבל רצף של טוקנים ומחזירה את ווקטור ההסתברות של הטוקן הבא, יש לנו רצף של טוקנים שאנחנו רוצים שהמודל ישלים ויש לנו אורך מסוים בו אנחנו רוצים שהטקסט המיוצר יהיה.*

*דגימה היא תהליך הוספת הטוקנים לרצף. ישנן שיטות שונות לדגימה:*

דגימה לפי הסתברות מקסימלית – argmax/greedy sampling:

*נתחילה נקבל את ווקטור ההסתברות של הטוקן הראשון על ידי הזנת הרצף המקורי למודל.*

*ניקח את הטוקן שההסתברות שלו הכי גבוהה ונוסיף אותו לרצף.*

*נחזור על התהליך עד שאורך הרצף הוא האורך הרצוי.*

*יתרונות:*

* *השיטה פשוטה וקלה לישום.*
* *אין את הסיכון של לדגום טוקן עם הסתברות ממש נמוכה.*

*החסרון:*

* *המטרה של רוב הטקסטים אינה להיות כמה שיותר צפוים אלא להעביר מידע.*

*אם כל מילה תיהיה המילה הצפויה ביותר בהינתן המילים שלפניה אז כמות המידע שעובר תיהיה קטנה מאוד.*

* *שיטה זו נוטה ליצר את הטוקנים שמופיעים הרבה בסט האימון של המודל (בדרך כלל מילות קישור).*
* *שיטה זו נוטה לייצר טוקנים שחוזרים על עצמם.*
* *אין שליטה: אין פרמטר שאנחנו יכולים לשנות אחרי אימון המודל על מנת לשנות את הטקסט שהמודל מייצר.*

דגימה מתוך הסתברות:

*ההבדל בין דגימה מתוך הסתברות לדגימה לפי הסתברות מקסימלית היא שבדגימה רנדומלית במקום לדגום את הטוקן שהסתברותו הכי גבוהה, נדגום ברנדומליות לפי ההסתברות שהמודל חזה.*

*היתרון:*

* *דגימה מגוונת יותר.*

*החסרונות של השיטה:*

* *דגימה של מילים עם הסתברות נמוכה מאוד.*
* *חוסר התאמה למטרה: המודל מאומן לחזות הסתברות כמה שיותר גבוהה לטוקן הנכון ובפונקציית המטרה אין התייחסות להסתברות של הטוקנים האחרים.*
* *תלות ברכיב רנדומלי.*

דגימה מתוך k הטוקנים שהסתברותם הכי גבוה – Top k Sampling:

*נבחר מספר שלם וחיובי k קטן או שווה לכמות הטוקנים שהמודל מכיר.*

*בהינתן ווקטור הסתברות:*

*נמצא את k הטוקנים שהתברותם הגדולה ביותר.*

*נקבע את ההסתברות של שאר הטוקנים לאפס.*

*נחלק את ההסתברות של כל טוקן בסכום של הווקטור החדש (על מנת לקבל ווקטור שסכומו אחד).*

*ונדגום מהווקטור שנוצר.*

*יתרונות של השיטה:*

*ברוב המקרים, כל ההסתברויות השונות מ – 0.*

*יתרונות:*

* *נותנת חסם מלמטה להסתברות של הטוקנים האופן שתלוי בווקטור ההסתברות.*
* *מאפשרת דגימה באופן שמתייחס לטוקנים שהסתברותם גבוהה בלבד.*

*חסרונות:*

* *לא מונעת לגמרי את האפשרות לדגום טוקנים שהסתברותם נמוכה.*
* *מגדירה טוקן עם הסתברות גבוהה כ: טוקן שיש פחות מ k טוקנים שהסתברותם גבוהה מהסתברותו – הגדרה שיכולה ליצור בעיות במקרי קצה.*

*הערה: דגימה מתוך k הטוקנים שהסתברותם הכי גבוה כאשר k שווה אחד היא דגימה לפי הסתברות מקסימלית.*

דגימה מתוך הטוקנים שסכום הסתברותם <= p – Top p Sampling:

*נבחר מספר p בין אפס ואחד.*

*אם p קטן או שווה להסתברות של הטוקן שהסתברותו הגדולה ביותר נבחר בו (בטוקן שהסתברותו הגודלה ביותר).*

*אחרת*

*ניצור ווקטור הסתברות חדש בו כל ההסתברויות 0.*

*נעבור על ווקטור ההסתברויות המקורי לפי סדר:*

*נוסיף לווקטור החדש טוקנים כל עוד סכום ההסתברות לא עולה על p.*

*ולאחר מכן נסכום את הווקטור החדש.*

*נעבור על הווקטור ונחלק את ההסתברות של כל טוקן בסכום של הווקטור החדש (על מנת לקבל ווקטור שסכומו 1).*

*ונדגום מהווקטור שנוצר באופן רנדומלי.*

*יתרונות (לעומת דגימה מתוך k הטוקנים שהסתברותם הכי גבוה):*

* *ההגדרה של הסתברות גבוהה יותר עמידה בפני מקרי קצה.*
* *השליטה בבחירת הטוקנים יותר טובה.*

*חסרון:*

* *אין חסם המנוע בחירת טוקנים בעלי הסתברות נמוכה.*

חיפוש עץ – Tree Sampling:

*נגדיר את ההסתברות של רצף T בו l טוקנים :*

*נבחר מספר חיובי שלם קטן או שווה לכמות הטוקנים שהמודל מכיר ונקרא לו רוחב העץ .*

*בכל שלב בחיפוש, נבחר את (רוחב העץ) הטוקנים שהסתברותם הכי גבוהה תוך מעקב על ההסתברות של הרצף.*

*לכל טוקן שבחרנו, נחזבחר את (רוחב העץ) הטוקנים שהסתברותם הכי גבוהה תוך .*

*נחזור על התהליך עד שנגיע למספר הטוקנים הרצוי.*

*לאחר מכן נבחר את הרצף שהסתברותו הגבוהה ביותר.*

*חסרון:*

*סיבוכיות זמן ריצה גדולה כשמייצריםרצפים ארוכים.*

*כאשר n הוא מספר הטוקנים שאנחנו רוצים לחזות.*

*אנחנו בעצם יוצרים עץ בו לכל הורה w ילדים ויצירה של ילדים נעשית באמצעות קיראה למודל ולכן אנחנו קוראים למודל פעמים וזמן הריצה של מודל מסוג טרנספורמר הוא ולכן זמן הריצה של הדגימה הוא בדיוק זהו זמן ריצה גדול יותר מזמן ריצה אקספנונציאלי.*

חיפוש עץ עם אילוץ על סכום ההסתברות:

*כמו חיפוש עץ רק שבמקום לבחור את w הטוקנים שהסתברותם הכי גדולה, בוחרים את הטוקנים שהסתברותם הכי גדולה ככה שסכום ההסתברויות לא עולה על p (בדומה ל דגימה מתוך הטוקנים שסכום הסתברותם <= p)****.***

*אם המודל חוזה הסתברות שווה לכל טוקן, יבחרו טוקנים כאשר v הוא מספר הטוקנים שהמודל מכיר ולכן פונקציית זמן הריצה היא ולכן זמן הריצה הוא אקספוננציאלי.*

מדד ברט – BERT Score:

*מדד ברט מודד את הקרבה הסמנטית בין טקסט אחד מועמד לטקסט מטרה בעזרת מודל שפה מסוג BERT – מודל השפה מקבל טקסט ונותן לכל טוקן ווקטור שמייצג את המשמעות של הטוקן בתוך הקוטקסט של שאר המילים במשפט.*

*על מנת ליצור את מדד ברט, יוצרים לכל טקסט ייצוג כרצף ווקטורים.*

*לכל טוקן בטקסט המועמד מוצאים את הטוקן הכי קרוב עליו סמנטית בעזרת מכפלה סקלארית בין הווקטורים המייצגים את הטוקנים (הווקטורים מנורמלים כך שהמכפלה הסקלארית ביניהם שקולה לדמיון קוסינוס שלהם). והתוצאה של הטוקן היא המכפלה הסקלארית שלו עם הטוקן הכי קרוב. את התוצאות של הטוקנים סוכמים לסקלאר.*

*כאשר x הוא המטריצה המתארת את טקסט המטרה ו y הוא הטקסט המועמד הנוסחה היא:*

***b*** *הוא קו ההתחלה (baseline) שערכו הוא מדד ברט (precision recall or F1 בהתאמה) הממוצע לזוגות משפטים רנדומלים מסט נתונים גדול.*

*השקילה למדד נתון שנקרא לו PS הוא:*

*המדדים שאציג בתוצאות הם לאחר שקילה*

*לא השתמשתי באפשרות לשקילה לפי תפוצת הטוקנים ולכן לא אפרט עליה.*

סקירת פייתון

בחלק זה אסקור נושאים מתקדמים בתכנות ונושאים בשפת פייתון בהם השתמשתי בעבודה.

אני לא אסקור נושאים בסיסיים (כגון ירושה וייבוא) מכיוון שהם אינם נושא הפרויקט.

רשימת מבני נתונים בפייתון ומבני הנתונים המקבילים בשפות אחרות:

רשימה (list) – מערך דינמי. מושגים מקבילים: dynamic array, array list.

טאפל (tuple) – מערך שאינו ניתן לעריכה. מושג מקביל: imutable array.

מילון (dict) – מפה\מפת גיבוב. מושגים מקבילים: map, hash map.

סט (set) – קבוצה – רשימה בה אף איבר לא חוזר על עצמו. מושג מקביל: hash set.

רמזי סוג – Type Hints:

מערכת הטיפוסים בפייתון היא דינמית כלומר הטיפוסים בפייתון נקבעים בזמן הריצה ולא בזמן כתיבת התוכנית או הקומפילציה.

פעמים רבות נרצה לדעת מה הטיפוס של ביטוי משתנה או פונקציה בזמן קריאת הקוד ולכן יש צורך ברמזי סוג.

רמזי סוג הם הדרך המקובלת להוסיף מידע על סוג של נתונים (במקום הערות).

חשוב לציין כי רמזי סוג אינם מחייבים וכי השמת ערך במשתנה כאשר סוג הערך שונה מהרמז לסוג המשתנה אינו גורר שגיאה.

הספרייה הסטנדרטית typing מכילה כלי עזר לרמזי סוג.

רב צורתיות (פולימורפיזם):

עיקרון במדעי המחשב לפיו יש לקרוא למתודות אשר מבצעות את אותו תפקיד בשם זהה.

לא משנה איזה טיפוס נעביר לפונקציה, היא עושה את ההתאמות הנדרשות.

לדוגמה: from\_dict, as\_dict, \_\_init\_\_, len, str…

פעולות קסם – Magic/Dunder Methods:

פעולות קסם הן פעולות שמורות בשפת פייתון שיש להן תפקיד מיוחד:

פונקציות קסם ממשות את עקרון הרב צורתיות – מחלקות רבות ממשות של פונקצייית קסם.

דוגמה לכך היא הפונקציה str שהופכת כל עצם למחרוזת, בלי קשר לסוגו.

לדוגמה: הפונקציה הבונה\מאתחלת - \_\_init\_\_ שנקראית כשפותחים סוגריים בצמוד לשם המחלקה, \_\_call\_\_ שנקראית כשפותחים סוגריים בצמוד לשם של משתנה,

\_\_del\_\_ שנקראית כשמוחקים עצם באמצעות המילה השמורה delete...

קשטן - :Decorator

קשטן היא פעולה שמקבלת פונקציה או מחלקה ומחיזרה פונקציה או מחלקה חדשה בהתאם.

הקשטן בדרך כלל מוסיף פונקציונליות חדשה לפונקציה או מחלקה בלי לשנות את הלוגיקה.

דוגמה: קשטן שמדפיס את הטיעונים בכל קריאה לפונקציה:

|  |
| --- |
| def printer(original\_function: Callable) -> Callable:  *"""A decorator that prints  the arguments of   the function it decorates  every time it is called."""* def new\_function(args):  print(args)  return original\_function(args)   return new\_function |

הסינטקסט לשימוש בקשטן:

|  |
| --- |
| @my\_decorator def original\_function():  # original function's code |

מקביל לסינטקס:

|  |
| --- |
| original\_function = my\_decorator(original\_function) |

מחלקת בסיס אבסטרקטית:

מחלקות אבסטרקטיות הינן מחלקות שלא ניתן לייצר מהן אובייקטים ומטרתן היחידה היא להוות מחלקת בסיס. במקרים בהם יש צורך להגדיר מחלקות בסיס לאובייקטים ממשיים ניתן להגדירם כמחלקות אבסטרקטיות.

לדוגמה: ניצור מחלקה אבסרקטית המייצגת צורה וממנה יורשות המחלקות ריבוע, משולש עיגול...

אנחנו רוצים ליצור עצמים ממחלקות המשנה (למשל ריבוע) ורוצים למנוע יצירת צורה כללית שאיננה אחת מהצורות הספציפיות (ריבוע, עיגול, משולש...).

על מנת ליצור מחלקה אבסטרקטית, אשתמש בקשטן abc.ABC.

פונקציה אבסרקטית:

היא פונקציית מחלקה (mathod) של מחלקת בסיס אבסטרקטית שממומשת בנפרד לכל אחת מהמחלקות היורשות.

לדוגמה – במחלקה צורה נרצה שלכל אחת מתת המחלקות תיהיה פונקציה המחשבת שטח ובעזרת נוחסה שונה לכל תת מחלקה. לשם כך ניצור פונקציה בשם calculate area שלא מקבלת פרמטרים ומחזירה את השטח במטרים רבועים כמספר עשרוני.

על מנת ליצור פונקציה אבסטרקטית, אשתמש בקשטן abc.abstract\_method

פעולה סטטית:

פעולה סטטית היא פעולה ששייכת למחלקה עצמה ולא לעצם.

אחד השימושים הנפוצים של פעולות סטטיות הוא כפעולות עזר לפעולות לא סטטיות.

לדוגמה – במחלקה המייצגת רובוט שזורק חפצים, נרצה לממש פונקציית עזר שמקבלת מיקום של הרובוט, מסת החפץ הנזרק ומיקום רצוי של החפץ ומחשבת את זווית ומהירות הזריקה.

זוהי איננה פונקציה פנימית מכיוון שהיא לא תלויה בתכונות של הרובוט אך מקומה כן בתוך האובייקט מכיוון שהיא ממשת פעולה שקשורה למהות המחלקה.  
פונקציות בונות הן פונקציות סטטיות.

על מנת ליצור פעולה סטטית, אשתמש בקשטן staticmethod.

מחלקת נתונים – Data Class:

הקשטן dataclasses.dataclass יוצר מחלקה ליצוג נתונים בעזרת שמות ורמזי הסוג של משתני המחלקה במחלקה שהוא מקבל.

הקשטן יוצר פונקציות כגון: אתחול - \_\_init\_\_, יצוג כמחזורת - \_\_str\_\_ ובדיקת שוויון: \_\_eq\_\_.

למחלקת נתונים אפשר להוסיף פונקציות ואף לדרוס את הפונקציות שנוצרות על ידי הקשטן.

הממשק Callable:

היא מחלקה המגדירה עצם קריא.

עצם קריא הוא עצם בעל פונקציית הקסם \_\_call\_\_ . הסינטקס:

My\_callable(arg1, key\_word=arg2)

מקביל לסינטקס:

My\_callable.\_\_call\_\_(arg1, key\_word=arg2)

הערה: פונקציות ועצמים קריאים הם מונחים מקבילים.

enumerations:

סט קבוע של ערכים בעלי שם שנקבעים על ידי המתכנת.

ערימת מינימום – Minimum Heap:

ערימת מינימום היא עץ בינארי כמעט שלם בו כל אב קטן מבניו. כתוצאה מכך, השורש הוא החוליה בעלת הערך הקטן ביותר בעץ וניתן להוציא אותה מהעץ בסיבוכיות זמן  ניתן להפוך מערך דינמי לערימת מינימום בסיבוכיות זמן ריצה .

פיתוח מודלי למידה עמוקה בעזרת tensorflow:

הספרייה tensorflow מכילה כלים רבים ליצירה ואימון של מודלי למידה עמוקה באופן אמין ופשוט.

שניים מהכלים הם יצירת שכבות ומודלים בעזרת יצירת מחלקות היורשות מהמחלקה Layer ו Model בהתאם.

המחלקה Module:

נשתמש בה כשנרצה ליצור מחלקה היורשת מהמחלקה Callable שעובדים בצורה אופטימלית עם טנזורים. מחלקה היורשת באופן ישיר מ Module לא אמורה להשתמש במחלקות אחרות שיורשות באופן ישיר מ Module אחרים אלא רק בפונקציות הבנויות בספרייה.

היא מכילה אופטימיזציות רבות לפעולות על טנזורים.

הפונקציה call היא הפונקציה שנקראית באופן עקיף כשקוראים לאובייקט שמממש את המחלקה Module ובתוכה נכתוב את הלוגיקה של המחלקה.

המחלקה Layer:

יורשת מהמחלקה Module. נירש ממנה ישירות על מנת ליצור מחלקה המשתמשת במודולים ושכבות אחרות.

שכבות בנויות מראש:

בספרייה מומשות שכבות שימושיות כגון שכבה דחוסה, אמבדינג ורגורליזציה.

כל שכבה מומשה על ידי ירישה מהמחלקה Layer.

המחלקה Model:

הפונקציה compile מקבלת מודול והופכת אותו לפונקציה בשפת c++ ולאחר מכן מעבירה אותו קומפילציה.

הפונקציה fit של המחלקה מקבלת זוגות של קלט ופלט ומאמנת את המודל בגישת אימון מונחה ולכן לא אוכל להשתמש בה למידול שפה בגישת לימוד בהנחיה עצמית.

במידה ויש לנו מודול שמורכב מכמה שכבות\מודלים שונים, קריאה לפונקציה complie קוראת לפונקציה compile של תת השכבות והמודלים.

פיתוח התכונה

בחלק זה של העבודה אעסוק בפירוט בתכונה שכתבתי ואסביר את חלקי הקוד ואת ההחלטות שלקחתי בכתיבת התוכנה.

האלגוריתם ליצירת טקסט בעזרת קבוצות של טוקנים:

ביצירת טקסט בקבוצות, יצירת הטקסט נעשית כמו ביצירת טקסט "רגילה" רק שבמקום שהאלגוריתם יחשב את ההסתברות של הטוקן הבא – האו מחשב את ההסתברות של כמה מהטוקנים הבאים בהתבסס על הטוקנים שהוא כבר יצר.

**יש לקרוא את החלק התיאורטי לפני שקוראים את ההסבר על מימוש האלגוריתם.**

הקוד של האלגוריתם נמצא בקבצים: text\_generator.py, sampling\_generator.py, tree\_generator.py. הקבצים מופיעים כנספח בקובץ זה.

המחלקה :TextGenerator

היא מחלקת בסיס אבסטרקטית.

המחלקה מייצגת אובייקט קריא (callable) שטוען מודל שפה סיבתי מ – [hugging face hub](https://huggingface.co/models?pipeline_tag=text-generation&sort=likes) ומשתמש בו ליצירת טקסט מתוך טקסט שנקלט מהמשתמש בעזרת שיטת הדגימה שפיתחתי.

משתני המחלקה:

שם מודל, מודל, טוקנייזר, גודל קבוצה, טמפרטורה, מכפיל אורך תשובה, גודל אוצר מילים (ישנם עוד משתני מחלקה אך הם אינם חשובים למהות המחלקה).

מכפיל אורך התשובה משמש כחסם מקסימלי לאורך הטקסטים שהאלגוריתם מייצר. האלגוריתם יכול ליצור טקסטים שאורכם רטן או שווה לעיגול למטה של מכפלת אורך הפרומפט במכפיל אורך התשובה.

בחרתי להוסיף חסם מקסימלי לאורך הטקסט הנוצר מכיוון ששמתי לב שהאלגוריתם מייצר טקסטים ארוכים במיוחד ושיערתי שזה יפגע ביכולת למדוד את איכות הטסטים בעזרת מדד ברט.

הפונקציה \_\_call\_\_ מקבלת פרומפט אחד או יותר כמחרוזת, תוספות (תחילית וסופית) לפרומפט, מספר ההשלמות השונות לכל פרומפט, האורך המקסימלי של כל השלמה, אסטרטגיית קיטועת ופרמטרים בוליאנים שקובעים: האם להחזיר את ההשלמה כמחרוזת והאם להחזיר אותה כרצף טוקנים כרצף טוקנים והאם לחבר טוקנים שונים למילה אחת.

הפונקציה: create\_prob\_matמקבלת קלט למודל בצורת מחרוזת או רצף טוקנים.

ומחזירה רשימה דו מימדית (מטריצת ההסתברות) בה prob\_mat[a][b] היא ההסתברות של הטוקן שהמזהה שלו b להיות האיבר ה a בהמשך של הטקסט הנקלט.

זאת על ידי הוספה של (גודל הקבוצה פחות 1) טוקני ריפוד בסוף הרצף.

אינטואיציה:

LHM – look ahead mask – מסכת הסתכלות קדימה.

יצירת הטוקן הבא הבא (בקבוצות של טוקן אחד):

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| next token: |  |  |  |  |  |
| טוב | [LHM] | [LHM] | [LHM] | [LHM] | בוקר |
| לכולם | [LHM] | [LHM] | [LHM] | טוב | בוקר |
| , | [LHM] | [LHM] | לכולם | טוב | בוקר |
| היום | [LHM] | , | לכולם | טוב | בוקר |
| אנחנו | היום | , | לכולם | טוב | בוקר |

יצירת שני הטוקנים הבאים (בקבוצות של שני טוקנים):

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Next token |  |  |  |  |  |
| לכולם | [LHM] | [LHM] | [LHM] | טוב | בוקר |
| , | [LHM] | [LHM] | [PAD] | טוב | בוקר |
| היום | [LHM] | , | לכולם | טוב | בוקר |
| אנחנו | [PAD] | , | לכולם | טוב | בוקר |

דוגמה: אם הקלט הוא המילה "בוקר" ומזהה המילה "טוב" הוא 95 וההסתברות (לפי המודל) שהמילה "טוב" תופיע מיד אחרי המילה "בוקר" הוא 80% אז prob\_mat[0][95] יהיה 0.8 ואם מזהה המילה "לכולם" הוא 117 וההסתברות (לפי המודל) שהמילה "כולם" תופיע בצורה "בוקר" (מילה לא ידועה) "לכולם" היא 60% אז prob\_mat[1][117] יהיה 0.6.

סיבכויות זמן הריצה של הפונקציה היא  כאשר הוא מספר הטוקנים ברצף שהפונקצייה מקבלת ו הוא גודל הקבוצה.

זאת משום שסיבוכיות זמן הריצה של קריאה למודל שפה סיבתי היא  *וגודל הקלט שהפונקציה מכניסה למודל השפה הסיבתי הוא וגודל הקלט בריבוע הוא וידוע כי:*

הפונקציה get\_token\_tensor היא פונקציית עזר של preprocess ופונקציית מעטפת לפונקצייה \_\_call\_\_ של הטוקנייזר שהופכת מחרוזת לטנזור של שלמים המכיל רצף של מזהיי טוקנים.

הפקנצייה preprocess מקבלת את הפרומפט, תוספות לפרומפט (תחילית וסופית) ואסטרטגיית קיטוע. היא מחזירה רצף טוקנים שמכיל את הטוקנים של הפרומפט והתוספות ואת אורך (מספר הטוקנים) הפרומפט והתוספות.

הפונקציה האבסרקטית \_forward מקבלת רצף של הטוקנים בפרומפט והתוספות (הרצף שנוצר בפונקציה preprocess), מספר הטוקנים המקסימלי ליצור ומספר הרצפים השונים ומחזירה רצף\רצפים של טוקנים הכולל את הטוקנים מהפרומפט והתוספות ואת הטוקנים שהאלגוריתם בחר.

הפונקציה postproccess מקבלת: את רצף הטוקנים שנוצר על ידי \_forward, המספר המקסימלי של הטוקנים הנוצרים, גודל הפרומפט והתוספות, האם להחזיר את הטקסט כמחרוזת, האם להחזיר את הטקסט כרצף טוקנים, האם להשאיר את התוספות כחלק מההשלמה, והאם לחבר טוקנים שונים למילה אחת.

הפונקציה מחזירה את הטקסט שנוצר על ידי האלגוריתם כמילון עם המפתחות:

"generated\_text", " generated\_token\_ids"

המחלקה TreeGenerator:

יורשת מהמחלקה TextGenerator ומייצרת טקסט בעזרת חיפוש עץ בקבוצות:

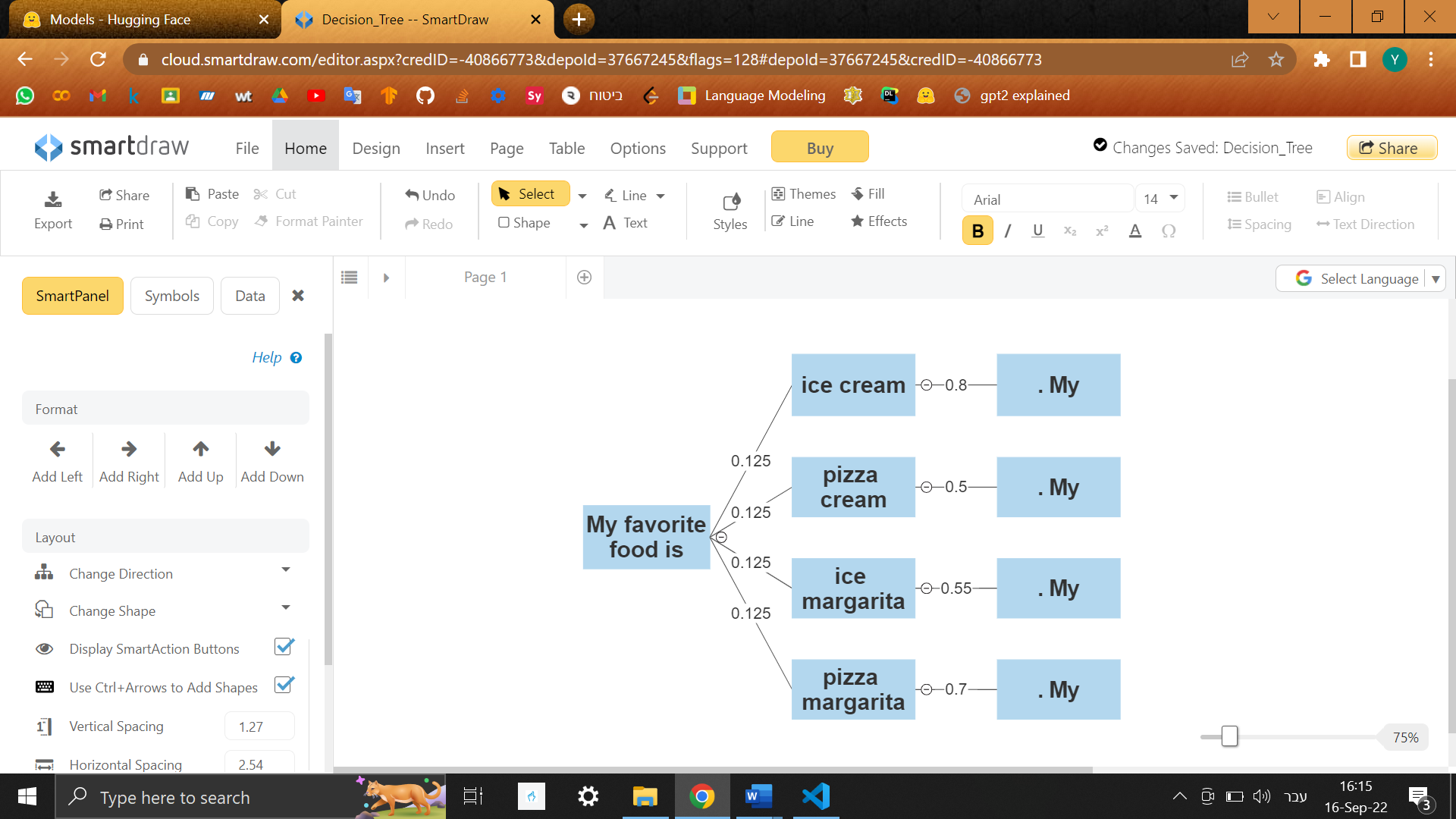
במקום לקחת את top\_k/top\_p הטוקנים שהסתברותם להיות הטוקן הבא הכי גבוהה בכל שלב - בוחרים לכל טוקן בקבוצה את top\_k/top\_p הטוקנים שהסתברותם הכי גבוהה ככה שאף טוקן לא מופיע יותר מפעם אחת – אם לטוקן מסוים ההסתברות גבוהה להיות במקום הראשון בקבוצה אז הסתברותו להיות במקומות אחרים בקבוצה נקבעת (באופן מלאכותי) לאפס.

ההסתברות של קבוצה מוגדרת במכפלת הסתברות הטוקנים בה. והסתברות של טקסט מוגדר כמפלת הסתברות הקבוצות.

דוגמה להמחשה – דגימה של 4 טוקנים כאשר גודל הקבוצה הוא 2 ו top\_pהוא 0.5 עבור הפורמפט "My favorite food is":

אם המזהה של הטוקנים pizza, ice, cream, margarita הם המספרים אפס עד שלוש בהתאם, מטריצת ההסתברות של הקבוצה הראשונה תיראה באופן הבא:

ובחירת הקבוצות תעשה באופן הבא:



הטקסט שיווצר הוא: "My favorite food is ice cream. My" מכיוון שהסתברותו הכי גבוהה.

המחלקה SampleGenerator:

יורשת מהמחלקה TextGenerator ומייצרת טקסט בעזרת דגימה בקבוצות.

היא מתחילה לולאה כאשר הרצף הנוכחי הוא הטוקנים של הפרומפט.

בכל חזרה היא יוצרת מטריצה בצורה [גודל הקבוצה, גודל המילון], מכל ווקטור נדגם טוקן והוא נוסף לסוף הרצף. הלולאה ממשיכה עד הגעה לטוקן מיוחד שמעיד על סוף המשפט או עד שנוצר מספר מסויים של טוקנים.

בהתאם לפרמפטרים של הג'טנרטור, הוא משתמש באחת מהפונקציות הבאות על מנת לדגום טוקן מווקטור הסתברות:

הפונקציה unfiltered\_sampling: בוחרת טוקן לפי ההסתברות בווקטור ההסתברות וללא מגבלות נוספות.

הפונקציה highest\_prob\_token: בוחרת את הטוקן שהסתברותו מקסימלית.

הפונקציה :top\_k\_sampling יוצרת ווקטור חדש בו ההסתברות של top\_k הטוקנים שהסתברותם הכי גבוהה נשאר כמו בווקטור המקורי אך ההסתברות של שאר הטוקנים היא 0. מחלקת את הווקטור בסכומו ככה שסכום ההסתברות הוא 1 ולבסוף דוגמת טוקן מהווקטור הסופי.

הפונקציה :top\_p\_sampling פועלת כמו top\_k\_sampling רק שבמקום להכניס לווקטור את top\_k הטוקנים שהסתברותם הכי גבוהה, היא מכניסה לווקטור את הטוקנים שהתברותם הכי גבוהה ככה שסכום ההסתברויות לא עובר את top\_p.

לדוגמה:

דגימה של 4 טוקנים כאשר גודל הקבוצה הוא 2 ו top\_pהוא 0.5 עבור הפורמפט

"My favorite food is":

אם המזהה של הטוקנים pizza, ice, cream, margarita הם המספרים אפס עד שלוש בהתאם, מטריצת ההסתברות של הקבוצה הראשונה תיראה באופן הבא:

נגריל את הטוקן הראשון לפי השורה הראשונה במטריצה ונקבל את הטוקן "pizza"

נקבע את ההסתברות של הטוקן "pizza" להיות אפס ונחלק כל איבר בווקטור ההסתברות בסכום הווקטור ונקבל שווקטור ההסתברות של הטוקן השני הוא:

*ואז נגריל את הטוקן "margarita".*

*לאחר מכן נתחיל את אותו התהליך עם הטקסט "My favorite food is pizza margarita" וככה הלאה...*

אפליקציית הווב:

באפליקציית הווב המשתמשים יכולים להשתמש באלגוריתם לדגימה בקבוצות בעזרת מודלים מהאתר hugging face hub עם פרמטרים שונים במטרה להשוות בין שיטות דגימה, בין מודלים ובין פרמטרים של הדגימה (גודל הקבוצה, טמפרטורה, top\_p, top\_k...).

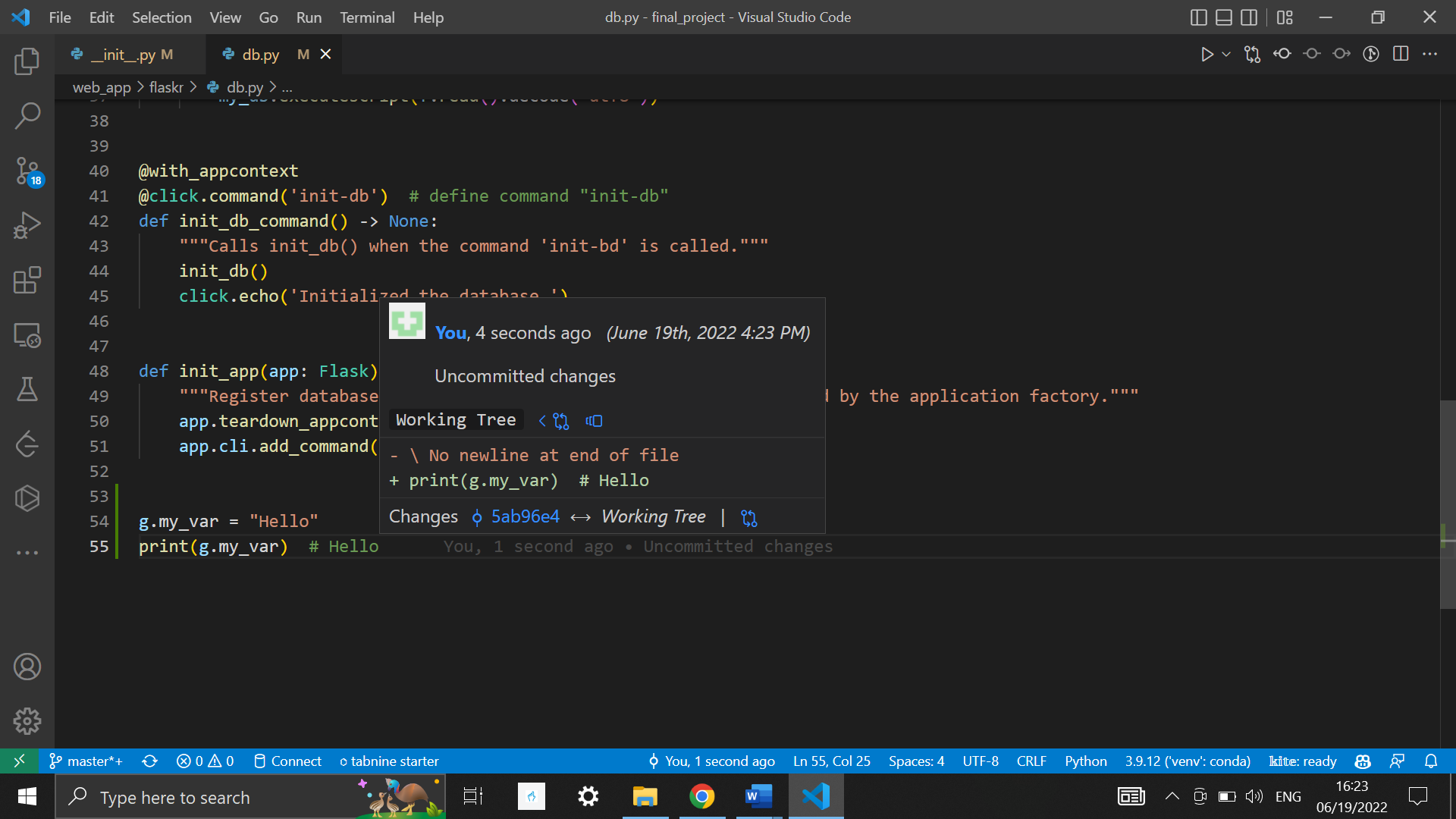
כל ההשלמות נשמרות בבסיס נתונים וכל משתמש יכול לראות את התוצאות של כל שאר המשתמשים.

המחלקה Blueprint:

נועדה על מנת לחלק אפליקציית Flask למספר חלקים, כל חלק תחת תת כתובת (subdomain) אחרת.

המשתנה הגלובלי :g

מוגדר כשהמשתמש נכנס לאפליקציה. הוא ריק כל עוד לא מכניסים אליו שום דבר. אפשר לשמור בו משתנים (מכל סוג) לפי שם ולגשת בו לכל משתנה לפי שם:



**הקובץ \_\_init\_\_.py:**

כל אפליקציה שמפותחת באמצעות Flask חייבת לכלול קובץ ששמו: "\_\_init\_\_.py" ובו פונקציה הנקראית "create\_app" בלבד. פונקציה זאת נקראת כשהשרת מתחיל להריץ את האפליקציה. הפונקציה מבצעת את הפעולות הבאות: יצירת עצם האפליקציה מהסוג Flask, הגדרת קונפיגורציה (למשל מיקום בסיס הנתונים), יצירת תקייה לבסיס הנתונים, יצירת בסיס הנותנים ושמירת blueprints.

הקובץ database.py:

בקובץ database.py נמצאות הפונקציות שאחראיות על ניהול בסיס הנתונים:

הפונקציה get\_db() בודקת אם קיים חיבור לבסיס הנתונים (עצם מהמחלקה sqlite3.Connection) במשתנה הגלובלי ואם לא, יוצרת אחד כזה ושומרת אותו ב g.my\_db ולאחר מכן (בלי קשר לתנאי הראשון) מחזירה את g.my\_db.

הפונקציה init\_db() מקבלת חיבור למסד הנתונים ומפעילה את פקודות ה SQL שבקובץ schema.sql.

הקובץ schema.sql:

מכיל את פקודות ה sql הבאות:

אם קיימות טבלאות בשמות: completion, model, user מחק אותן.

צור את הטבלאות הבאות (כל הטבלאות בבסיס הנתונים):

**user המאחסנת משתמשים עם העמודות:**

id - מספר סידורי: שלם של המשתמש שהוא המפתח הראשי של הטבלה.

username – שם משתמש: טקסט ומיוחד.

password – סיסמה מוצפנת: טקסט (הסיסמה מוצפנת לפני שהיא נכנסת לבסיס הנתונים).

**model המאחסנת מודלים עם העמודות:**

Id - מספר סידורי של המודל שהוא המפתח הראשי של הטבלה.

user\_id – מספר סידורי של המשתמש הראשון שהשתמש במודל. (בין מודל למשתמש יש קשר רבים לרבים).

model\_name – שם הקובץ של המודל כפי שמופיע ב hugging face hub.

Created – הזמן בו השתמשו לראשונה במודל.

**completions – המאכסנת השלמות עם העמודות:**

id – מזהה ההשלמה.

User\_id - מספר משתמש.

model\_id – מספר מודל.

created – הזמן בו נוצרה ההשלמה.

prompt – הקלט לאלגוריתם.

answer - הפלט של האלגוריתם.

num\_tokens – מספר הטוקנים שיוצרו על ידי האלגוריתם.

Generation type – איזה אלגוריתם יצר את הטקסט?

top\_p, top\_k, temperature – פרמטרים של האלגוריתם.

הקובץ auth.py:

מכיל את ה blueprint auth שכולל את הפונקציה login ו register שמציגות את עמודי הכניסה והרשמה לאתר. כל אחת מהפונקציות קולטת את שם המשתמש והסיסמה מעמוד ה HTML. אם המשתמש נרשם בהצלחה הוא מועבר לעמוד ההתחברות ואם הוא התחבר בהצלחה הוא מועבר לעמוד completion.index.

הפונקציה logout מנקה את הסשין ומעבירה את המשתמש לעמוד completion.index.

הפונקציות login, logout, register מופעלות (ללא פרמטרים) כשהמשתמש נכנס לקישור auth/login, auth/logout, auth/register בהתאם.

בנוסף, הקובץ מכיל את הגדרת הקשטן (decerator) login\_required.

כשקוראים לפונקציה המקושתת בו, הוא בודק שיש משתמש במשתנה הגולבאלי (g) ואם לא, הוא מעביר את המשתמש לעמוד ההרשמה עם הודעה לפיה עליו להירשם לפני שהוא משתמש באתר. הוא מקשט את הפונקציות של העמודים הדורשים התחברות למערכת.

הקובץ מכיל גם את הפונקציה load\_logged\_in\_user שנקראת באופן אוטומטי כשמשתמש מגיע לעמודים register, login או logout הבודקת אם המשתמש שמור בסשין ואם כן שומרת או במשתנה הגלובאלי.

הקובץ model.py:

מכיל את ה blueprint model

הפונקציה view\_all טוענת את העמוד בו המשתמש רואה את כל המודלים שהועלו לאתר על כה.

הפונקציה get\_model\_id מחזירה את המזהה של מודל מתוך תטבלת המודלים בבסיס הנתונים בהינתן השם שלו. אם המודל לא נמצא בבסיס הנתונים – הפונקציה מוסיפה אותו.

הקובץ complition.py מכיל את ה blueprint complition.

הפונקציה index טוענת את העמוד הראשי בו מוצגות כל ההשלמות הקיימות בבסיס הנתונים.

הפונקציה create טוענת את העמוד בו המתמש מעלה כותב טקסט ובוחר מודל ופרמטרים ליצירת הטקסט. לאחר שהמשתמש לוחץ על הכפתור "Complete" המודל שהוא בחר משלים את הטקסט. ההשלמה נכנסת לבסיס הנתונים והמשתמש מועבר לעמוד הראשי.

השתמשתי ב Pytest בשביל לבדוק את כל האפליקציה. הפקודה pytest (ב command prompt מתוך התקייה final\_project/web\_app כאשר הסביבה הווירטואלית עובדת) מריצה את הקובץ conftest.py שמגדיר ומפעיל את כל הבדיקות.

מימוש הארכיטקטורה לטרנספורמר עם דיקודר בלבד:

ההסבר המלא על האלגוריתם של טרנספורמר עם דיקודר בלבד נמצא בסקירה על בינה מלאכותית.

בחלק זה אתמקד במימוש עצמו.

הקוד למימוש הארכיטקטורה בנספחים לקובץ זה.

המחלקה Transformer:

כל המודלים שאצור על מנת לאמן הם עצמים מהמחלקה Transformer שיורשת מ Model (שיורשת גם מ tf.keras,layers.Layer) ויש לה 3 פונקציות (בנוסף לאלו שהיא יורשת):

אתחול "\_\_init\_\_": שתחילה קוראת לבנאי של המחלקה Model, יוצרת קידוד מיקומים המתאים להייפר הפרמטרים של המודל ומשמש להגדרת ה decoder ואז יוצרת את השכבות: אמבדינג, דיקודר ו-(הכפלה במטריצת אמבדינג משוחלפת ולאחריה פונקציית softmax).

קריאה: "call": שמקבלת רשימה בה שני טנזורים: פלט (inp) הוא רצף הטוקנים שהמודל צריך להשלים שאורכו כאורך הטקסט המקסימלי ומטרה (tar) הוא רצף של טוקנים באורך השווה לאורך הפלט הרצוי. ובנוסף מקבלת משתנה training שנכון כשהמודל מתאמן ושגוי אחרת. למתודה זו קוראים באמצעות המתודה predict (קריאה ישירה ל call מביאה לשגיאה).

שאר המחלקות:

Decoder, DecoderBlock, PointWiseFeedForwardNetwork, MyMultiHeadAttention, ScaledDotProductAttention.

בנויות דומה למחלקה Tranformer: הן יורשות (באופן ישיר, בשונה מ \Tranformer) מ Layer ויש להן שתי פונקציות: אתחול וקריאה. פונקצית האתחול יוצרת את תתי השכבות ושומרות אותן במשתני מחלקה. בחלק מהמקרים היא שומרת גם הייפר-פרמטרים שהיא מקבלת, חישובי עזר ואת קידוד המיקומים. מתודת הקריאה מקבלת בנוסף למידע שמתואר בחלק התיאורטי גם מסכות שנוצרות בכל קריאה למודל.

הפונקציה positional\_encoding:

נקראת רק מתוך מתודת האתחול של Transformer. התוצאות שלה נשמרות במשתנה מחלקה במחלקות Encoder ו Decoder והן שימושיות במתודת הקריאה של המחלקות הללו.

הפונקציה create\_masks:

מקבלת את הרצף ואת הערך השלם שמייצג ריפוד של המודל ומחזירה מסכה אחת המכסה את המטרה ומסכה שניה המכסה את טוקן הריפוד. לפונקציה פונקציית עזר פנימית שנקראת create\_padding\_mask שמייצרת מסכה לכיסוי טוקן הריפוד שהיא גם חישוב עזר ליצירת מסכה למטרה. הפונקציה נקראית מתוך מתודת הקריאה של המחלקה SeTranformer.

אימון מודלים:

בתחילת המחקר, ניסיתי לאמן בעצמי מודל שפה סיבתי (להתחיל ממשקלים רנדומליים).

ניסיון זה כשל בעקבות מגבלה על כוח המחשוב – היה ברשותי מעבד אחד בלבד וזכרון של כ- 12 GB ולכן יכולתי לאמן רק מודלים קטנים מאוד שאימונם לא הניב תוצאות משמעותיות.

המודלים שלי היו בעלי עשרות מליוני פרמטרים בעוד המודלים הגדולים ביותר בארכיטכטורה זו שאומנו עד היום (סוף 2022) הם בעלי

פונקציית המטרה שבחרתי הייתה categorical cross entropy וראיי כי ערכי פונקציית המטרה אינם מהווים שיפור לעומת חזייה של הסתברות שווה לכל טוקן ולכן החלטתי שהתוצאות שהגעתי אליהן אינן משמעותיות. בנוסף לכך, לא חל שיפור בערכי פונקציית המטרה במהלך האימון – זאת למרות נסיונות רבים לשינוי הייפר-פרמטרים.

המחברת create\_models.ipynb היא מחברת ג'ופיטר שכאשר מריצים את תאיה לפי הסדר היא יוצרת מודל, מאמנת אותו ושומרת אותו בגוגל דרייב. מומלץ להריץ את המחברת דרך google collaboratory (colab) עם האצת GPU.

הורדת ויבוא חבילות:

המחברת מורידה ומיבאת את כל הספריות ההכרחיות ומדפיסה מידע על המעבד ועל גרסאות פייתון והספריות Tensorflow, Tensorflow-Text.

הגדרות:

המחברת משנה את הגרעין (seed) ל-0 על מנת לשמור על תוצאות קבועות ועל יכולת שחזור תוצאות. המחברת מגדירה משתנה device מסוג מחרוזת שיכול להיות שווה "colab" כשמריצים את המחברת על colab ו "local" אחרת. משתנה זה ישמש אחר כך למציאת מיקומי קבצים. לא השתמשתי במשתנה בוליאני כדי לאפשר יצירת אופציה נוספת במידת הצורך.

היפר פרמטרים:

היפר פרמטרים הם מספרים שנקבעים בתחילת כל אימון מודל והערכים שלהם משפיעים מאוד על תהליך האימון. הם מתחלקים לקבוצות:

תכונות של הליך הלמידה - מספרים שמשמשים לתהליך הלמידה עצמו אך אינם תכונות של המודל שנוצר. התכונות של תהליך הלמידה אצלי הן:learning\_rate, set\_size, batch\_size

תכונות של המודל הנוצר - התכונות של המודלים שלי הן: num\_blocks,

d\_model, dff, num\_heads, dropout\_rate

תכונה משותפת – תכונה של המודל שחייבים להשתמש בה גם בתהליך האימון אצלי זאת max\_seq\_len

שימו לב שיש היפר פרמטרים שאני משאיר קבוע והם מופיעים במקום בו אני משתמש בהם ולא מגדיר בתחילת המודל-זאת מכיוון שמקובל להשאיר אותם בגודל מסוים קבוע (מכיוון שזה הערך שבסבירות גבוהה מאפשר אימון מוצלח). לדוגמה הפרמטר beta1 של ה-optimizer Adam שהערך המקובל שלו הוא 0.9.

VOCAB\_SIZE היא תכונה משותפת של הטוקנייזר והמודל אך היא שנארת קבועה כי תהליך יצירת הטוקנייזר אינו משתנה בין מודל למודל ולכן זאת תכונה שאיננה הייפר פרמטר.

שימו לב גם שהמודל לומד לזהות טקסט שעבר טוקניזציה על ידי טוקנייזר מסויים. זאת מכיוון שכל טוקנייזר נותן ערך מספרי אחר לכל מילה.

סט הנתונים:

[סט הנתונים בו השתמשתי](https://www.kaggle.com/datasets/urbanbricks/wikipedia-promotional-articles) הוא סט של מאמרים מוויקיפדיה באנגלית שתויגו על ידי הקהילה [כמאמרים טובים](https://en.wikipedia.org/wiki/Wikipedia:Good_articles). בחרתי בו בגלל: 1. הגודל שלו (כחצי מגהבייט) שמתאים לכמות כוח המחשוב שברשותי. 2. אורך הטקסטים-הסט מכיל טקסטים ארוכים שבהם שיערתי שלמודלים שלי יהיה יתרון. 3. בקרת איכות-טקסטים שסומנו כטובים מכילים פחות תופעות כגון דברי שנאה, הסטה ודברי שקר שלא הייתי רוצה שהמודלים שלי ילמדו. 4. שפה אחידה-תמיכה בשפה אחת מפשטת את אימון המודל.

סט הנתונים נטען ל DataFrame בעזרת ספריית pandas והעמודה טקסט מומרת לרשימה של מחרוזות הנקראית data\_list. מודפסים נתונים בסיסיים על הרשימה.

אוצר המילים:

בהינתן סט נתונים של טקסטים ומספר מקסימלי של מילים באוצר מילים (במקרה שלי 8192) אוצר המילים הוא רשימה של תתי המילים הכי נפוצות בסט הנתונים. תתי מילים יכולות להיות מילים או תתי מילים נפוצות (לדוגמה הסיומת ים).

אל רשימה זו נכנסות "מילים שמורות": [UNK] – מילה לא מוכרת (קיצור של unknown), [START] תחילת טקסט (שונה מ-start שמציינת את המילה עצמה), [END] – סוף טקסט, [PAD] – ממלא מקום בטקסט שקצר מאורך הטקסט המקסימלי, [MASK] – מילה מוסתרת – הסבר מפורט יותר בהמשך.

אוצר המילים לא מבדיל בין אותיות גדולות וקטנות. אוצר המילים נשמר בקובץ vocab.txt.

אם קובץ זה כבר קיים, האוצר מילים לא נבנה מחדש אלא נקרא מתוך הקובץ. לאחר מכן כל מילה באוצר המילים ממורת לטנזור מסוג מחרוזת.

הטוקנייזר:

look\_up\_table הוא עצם מסוג tf.lookup.StaticVocabularyTable בעל פונקציה lookup שמקבלת טנזור של מחרוזות ומחזירה טנזור של שלמים עם אותה צורה ככה שלכל איבר בטנזור:

אם האיבר באוצר מילים: "מחליפים" אותו באינדקס של האיבר באוצר המילים.

אחרת: "מחליפים" אותו באינדקס של המילה השמורה [UNK]. ("מחליפים" במירכאות כי טנזור הוא בלתי ניתן לשינוי ובעל סוג קבוע).

Tokenizer הוא עצם מסוג tf\_text.BertTokenizer בעל שתי פונקציות שאשתמש בהן:

tokenize מקבלת מחרוזת, מחלקת אותה לטנזור (מדרגה 1 וסוג מחרוזת) של תתי מילים ומחזירה את הפלט של look\_up\_table.lookup() כשהיא מקבלת את הטנזור.

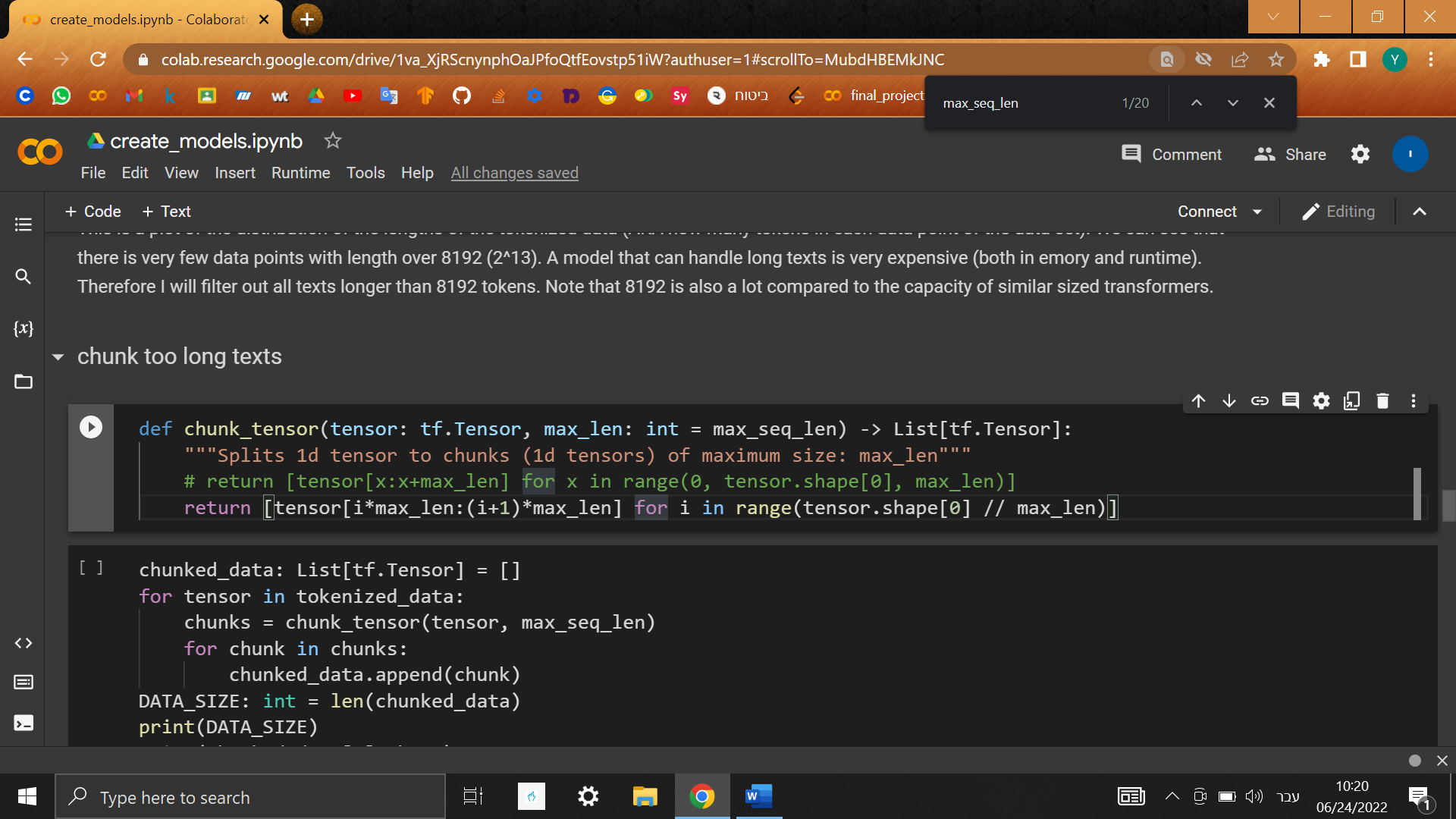
הפונקציה tokenize\_string מקבלת מחרוזת, קוראת לפונקציה tokenizer.Tokenize עליה, ממירה אותה מ- tf.RaggedTensor ל-tf.Tensor, משנה את טיפוס האיברים מ – int64 ל-int32 ומוסיפה טוקן התחלה וטוקן סוף.

Tokenized\_data היא רשימה של טנזורים שנוצרת מקריאה ל tokenize\_string על כל איבר ברשימה data\_list. בקטע מודפס מידע על אורכי הטנזורים ברשימה.

חתיכת טקסטים ארוכים מדי:

קבעתי את האורך המקסימלי לכל טקסט בחלק 3 של המחברת. הפונקציה chunk\_tensor מקבלת טנזור מדרגה 1 וסוג שלם ואורך מקסימלי מסוג שלם, היא חותכת את הטנזור לפי הכלל:

לכל i מ 0 עד העיגול למטה של אורך הטנזור חלקי האורך המקסימלי, החלק ה i מכיל את האיברים מ i כפוך האורך המקסימלי עד (i+1) כפול האורך המינימלי. הפונקציה מחזירה את החלקים כרשימה של טנזורים.



כל טנזור ברשימה Tokenized\_data נחתך על ידי הפונקציה והחלקים של כל הטנזורים נשמרים ברשימה של הטנזורים chunked\_data.

ריפוד:

חלק מהטנזורים קצרים יותר מהאורך המקסימלי והמודל מקבל טנזורים שהאורך שלהם שווה לאורך המקסימלי בלבד. לכן, לכל טנזור ברשימה chunked\_data אצרף את התת מילה [PAD] שמיוצגת על ידי המספר 0.

חלוקה לסט אימון, מבחן ווידוי (training, test and validation):

סט האימון הוא 80% מסט הנתונים, סט המבחן והוידוי שניהם 10% מסט הנתונים. כל סט מחולק ל batches ונשמר ברשימה של טנזורים בה כל טנזור הוא batch שצורתו [גודל הבאטצ', האורך המקסימלי של הטקסט] (שני הגדלים הם הייפר פרמטרים שנקבעו בחלק 3).

ניקוי הזכרון:

בעבודה עם מחברות ג'ופיטר, המשתנים אינם נמחקים באופן אוטומטי לאחר השימוש האחרון בהם ולכן אני מוחק את כל המשתנים שאני לא אשתמש בהם בהמשך באמצעות המילה השמורה del.

האימון:

נגדיר את המייעל להיות מייעל מסוג Adam (ראשי תיבות להערכת מומנטום הסתגלותית) עם קצב הלמידה שקבענו בחלק א 3, אפסילון ששווה לערך החיובי הקטן ביותר שמאפשר חישובים ללא סיכון של עיגול למטה ל 0 ועם בטא 1 ובטא 2 ברירת המחדל (0.9 ו- 0.999 בהתאם). למייעל מתודה apply\_gradients המקבלת 2 רשימות של טנזורים כאשר כל שני טנזורים מתאימים בעלי אותה צורה וכולם מסוג עשרוני. רשימה אחת של הפרמטרים הניתנים לאימון של המודל ורשימה של הנגזרות היחסיות של כל פרמטר ביחס לערך המתקבל מפונקציית המטרה (מספר עשרוני) ומחשבת פרמטרים חדשים.

נקודה חשובה! כשיוצרים מודל, הפרמטרים מוגרלים באופן רנדומלי והם מספרים רנדומליים בין מינוס אחד לאחד.

נשתמש בפונקציית המטרה: categorical crossentrop.

לאחר מכן, ניצור את המודל עם הייפר-הפרמטרים שבחרנו.

הפונקציה train\_step ממשת את אלגוריתם ה Stochastic gradient descent עם מייעל הערכת מומנטום הסתגלותית (Adam).

tape הוא אובייקט מהמחלקה tf.GradientTape שעוקב אחרי הנגזרות של כל הפעולות בעל פונקציה gradient שמחשבת את הנגזרת היחסי בין כל שני משתנים.

הפונקציה train\_step מקבלת את הפלט והקלט הרצוי בצורת רצץ של טוקנים, קוראת למודל ומחשבת את פונקציית המטרה תוך כדי מעקב על הנגזרות, מחשבת את הנגזרת היחסית של ערך פונקציית המטרה ביחס לפרמטרים של המודל ואז משנה את הפרמטרים של המודל בעזרת המיעל. הפונקציה מחזירה את ערך פונקציית המטרה. היא מקושטת בעזרת הקשטן tf.function.

הפונקציה validate מקבלת באטצ' מסט הוולידציה או המבחן ומחשבת את ערך פונקציית המטרה הממוצע.

הפונקציה check\_points מקבלת מיקום רצוי מסוג מחרוזת, מודל מסוג SeTransformer וערך פונקציית המטרה הממוצע על סט האימון, הוולידציה והמבחן מסוג עשרוני. היא שומרת את המודל במיקום הרצוי ומוסיפה שורה לקובץ expirement.csv שכל שורה בו מייצגת מודל אחד שלו ובשורה יש מידע על היפר הפרמטרים של המודל כמו גם על ערך פונקציית המטרה שלו על סט האימון והוולידציה. אם קיים מודל שמור מאותו תאריך, הפונקציה מוחקת אותו וזאת מכיוון שהמודל הוא בהכרח גרסה מוקדמת יותר של המודל הקיים שביצועיה נמוכים.

לולאת האימון:

יוצרת רשימות ריקות של ערכי פונקציית המטרה על סט האימון והוולידציה בכל חזרה מסוג עשרוני.

לכל מספר חזרה בטווח (0 עד מספר גבוה) (עד שהמחברת תנתק מהאתר או שפונקציית המטרה תתחיל לעלות):

יוצרת רשימות ריקות של ערכי פונקציית המטרה על סט האימון והוולידציה בכל באטצ' מסוג עשרוני.

לכל באטצ' בסט האימון:

מחלקת את הבאטצ' לסטים, קוראת לפונקציה train\_step על כל סט ועוקבת אחרי ערך פונקציית המטרה. אם מספר הבאטצ' מתחלק ב 8 = כמות הבאטצ'ים בסט האימון-80% מסך הבאטצ'ים חלקי כמות הבאטצ'ים בסט הוולידציה-10% מסך הבאטצ'ים:

קוראת לפונקציה validate על הבאטצ' ועוקבת אחר ערך פונקציית המטרה.

ערך פונקציית המטרה של החזרה מוגדר לממוצע של ערכי פונקציית המטרה על כל באטצ'.

אם ערך פונקציית המטרה על סט הוולידציה לא משתפר:

האימון מופסק.

אחרת אם מספר החזרה מתחלק ב 10: שמור את המודל בעזרת הפונקציה

מוצג גרף של ערך המטרה לפי חזרות.

ערך פונקציית המטרה על סט המבחן מחושב על ידי הפונקציה validate והמודל נשמר.

הדמו:

הקובץ project\_demo.ipynb הוא מחברת ג'ופיטר אותה שאותה המשתמש פותח דרך colab .

במחברת המשתמש בוחר מודל מאומן מראש, ופרמטרים לדגימה (top k, top p, number of goups, group size) מכניס טקסט ורואה את הטקסט שהמודל חוזה בשיטת הדגימה שאני מציע בעבודה לעומת שיטות קודמות.

המודל המאומן מראש יכול להיות כל מודל שהועלו ל hugging face ויורש מהמחלקה [AutoModelForCausalLM](https://huggingface.co/docs/transformers/main/en/model_doc/auto#transformers.AutoModelForCausalLM). [בקישור הזה](https://huggingface.co/models?pipeline_tag=text-generation&sort=likes) אפשר למצוא רשימה מלאה של כל המודלים שמקיימים את הדרישות הללו.

הצגת התוצרים

בדיקת איכות הטקסטים שנוצרים על ידי האלגוריתם:

על מנת לבדוק את איכות הטקסטים שהאלגוריתם יוצר, בחרתי את סט הנתונים ted\_talks\_iwslt המכיל עשרות אלפי טקסטים שתורגמו על ידי מתרגמים מקצועיים.

נתנתי לאלגוריתם שלי לתרגם את הטקסטים ובדקתי את הקרבה בין התרגום שהאלגוריתם יצר לבין התרגום שהמתרגם המקצועי יצר בעזרת מדד ברט.

בניסויים שלי השתמשתי בדגימה מתוך הסתברות ללא מגבלות, במודל opt-125M ובטמפרטורה של אחת ושיניתי את גודל הקבוצה בלבד.

בחרתי בדגימה ללא מגבלות ובטמפרטורה של אחת על מנת לשמור על הערכי ברירת המחדל, במודל opt מכיוון שזהו מודל שפה סיבתי שאומן על תרגום טקסטים ארוכים ובגרסת 125 מיליון פרמטרים של המודל משיקולי חומרה (מגבלת זכרון של המעבד בו השתמשתי).

הקוד שבו השתמשתי על מנת להריץ את הניסויים נמצא בתיקייה evaluation.

את התוצאות אספתי ריכזתי [פה](https://www.comet.com/yonikremer/grouped-sampling-evaluation/reports) (שימו לב שהתוצאות מתעדכנות).

סיכום

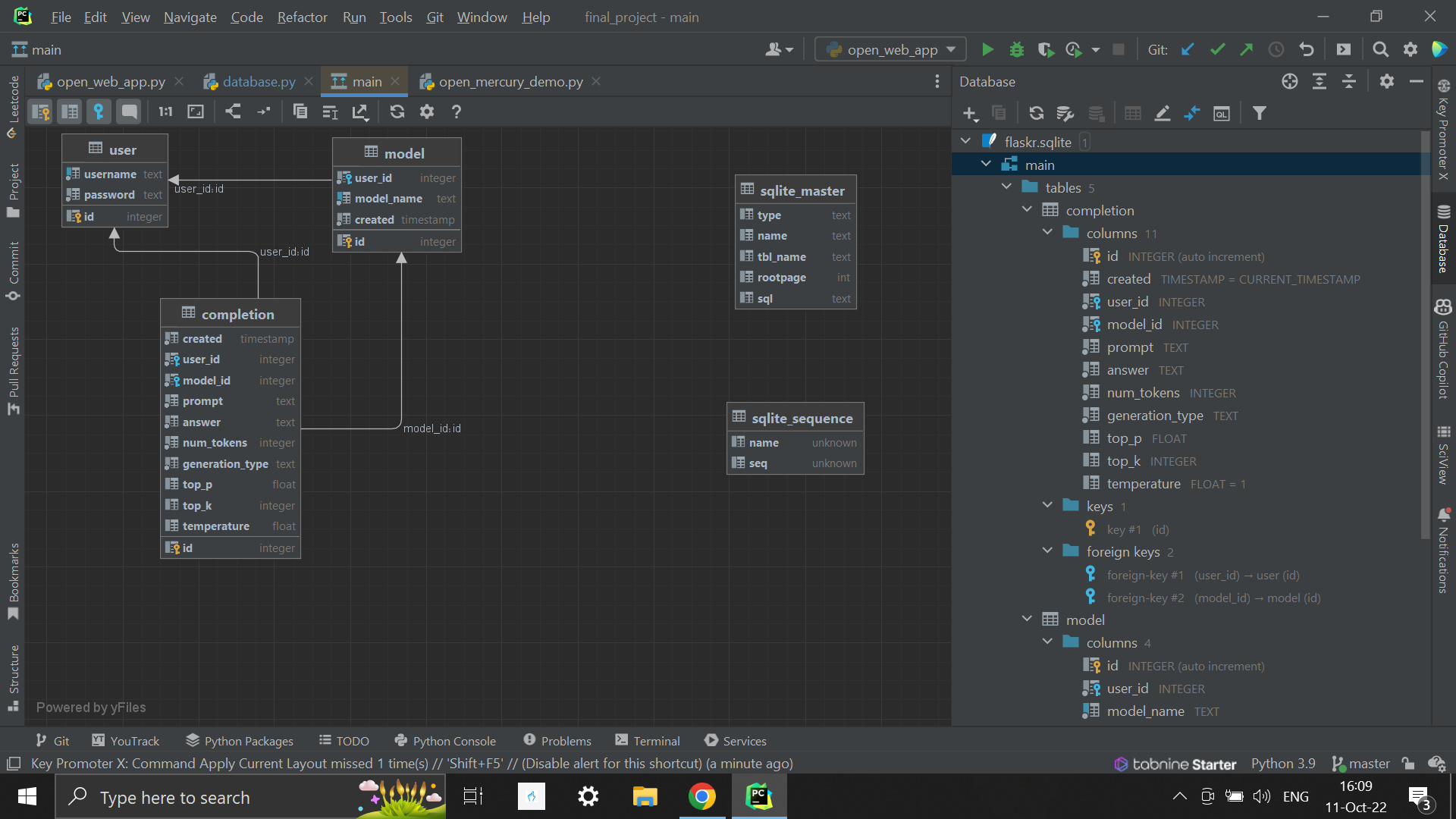
ביבליוגרפיה

נספחים

חלקים נבחרים מהקוד:

דיאגרמת בסיס הנתונים של אפליקציית הווב:

בדיאגרמה הזאת ניתן לראות את פרטי בסיס הנתונים של אפליקציית הווב.



קישורים:

[העמוד של הפרויקט בגיטהאב](https://github.com/yonikremer/final_project)

[הדמו בקולאב](https://colab.research.google.com/github/yonikremer/final_project/blob/master/project_demo.ipynb)

[העמוד הראשי של קולאב](https://colab.research.google.com/) – (Google collaboratoty)

דוקומנטציות:

[פייתון](https://docs.python.org/3/)

[פייתורץ'](https://pytorch.org/docs/stable/index.html)

[טנזורפלואוו](https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/all_symbols)

[hugging face](https://huggingface.co/docs/transformers/main/en/model_doc/auto)

קורסים של אוניברסיטת סטנפורד:

[עיבוד שפה טבעית בעזרת למידה עמוקה](https://web.stanford.edu/class/cs224n/)

[הבנת שפה טבעית](https://web.stanford.edu/class/cs224u/)

מדריכים:

[NLP guide by PhD Lena Voita](https://lena-voita.github.io/nlp_course.html)

[data augmentation methods for text-blog](https://neptune.ai/blog/data-augmentation-nlp)

[Evaluating text generation blog post](https://towardsdatascience.com/how-to-evaluate-text-generation-models-metrics-for-automatic-evaluation-of-nlp-models-e1c251b04ec1)