**הבנת שפה טבעית**

**אביב תשפ"ג**

מודלי N-grams

נקודת המפנה הראשונה בתחום ה-NLP הייתה שימוש במודלים סטטיסטיים לטובת עיבוד השפה. כאשר משתמשים בהסתברות ניתן לענות על שאלות כגון: עד כמה סביר ניסוח מסוים של משפט, בהינתן התחלה של משפט מהי ההסתברות למילה הבאה וכדו'. המטרה של **מודל שפה** היא בניית מודל הסתברותי של שפה טבעית. שימושים מידיים שניתן לעשות למודל כזה הם למשל השלמת מילים בזמן הקלדה, תיקון שגיאות כתיב או שגיאות תחביר וכדו'. עם זאת, מודלים כאלה כיום מהווים בסיס לכמעט כל הבעיות בעיבוד שפה טבעית. כעת נתייחס לשאלה כיצד ניתן ללמוד מודל כזה של הסתברויות השפה.

ראשית נגדיר מהו token. Token הוא מילה או חלק מילה. הגדרה של "מילון ה-token-ים" נעשה פעם אחת, ולאחר מכן ניתן לבצע "טוקניזציה" – כלומר חלוקה של רצפים (משפטים) ל-tokens. ישנם כמה אפשרויות לבניית מילון ה-tokens, למשל ניתן להגדיר כל תו כ-token, כל מילה, חלקי מילים. החלוקה נקבעת לפי המשימה שאותה רוצים לפתור.

מודל השפה הפשוט ביותר מבוסס N-gram. N-gram הוא רצץ של N tokens. ספציפית, unigram הוא רצף של token אחד, bigram – שתי tokens ו-trigram שלוש tokens. מודל unigram ממדל הסתברות של כל מילה בנפרד, מודל bigram בודק את ההסתברות של כל זוגות המילים במשפט וכן הלאה. ככל ש-N גדול יותר המודל יכול למדל בצורה טובה יותר את השפה כרצף tokens. מצד שני, ככל ש-N גדול יותר, כל רצף של N tokens הוא נדיר יותר ולכן קשה לדעת מהי ההסתברות של אותו רצף. לדוגמה, בהינתן התחלה של משפט: "can you give me a cup of" – אם נרצה שמודל השפה יחזה מהי המילה הבאה, במודל unigram המודל פשוט יתן את המילה הנפוצה ביותר בקורפוס, למרות שהיא לא קשורה למילים הקודמות, מודל bigram יבדוק את כל זוגות המילים שהמילה הראשונה היא of: (of, \_), מודל trigram יבדוק את כל שלישיות המילים המתחילות ב-cup of: (cup, of,\_) ויבחר את השלישיה המופיעה הכי הרבה.

פורמלית יותר, במודל bigram אנו מעוניינים לדעת מהי המילה הבאה בהינתן המילה הקודמת:   
כאשר היא מספר הפעמים שבהם הזוג מופיע בקורפוס, ו- הוא מספר הפעמים ש- מופיע. במילים אחרות הוא אחוז הפעמים שבהם הוא ה-token שמופיע אחרי .

דבר נוסף שניתן לעשות עם מודל שפה הוא לחשב את **ההסתברות של משפט מסויים**, כלומר כמה סביר שיהיה בקורפוס משפט כזה. את ההסתברות ניתן לחשב באמצעות הנוסחה:  
ההנחה מאחורי שימוש ב-N-gram היא שהמידע על ההסטוריה שלפני N tokens לא רלוונטית, למשל עבור bigram:

בדומה לכך, ניתן להגדיר עבור מודל trigram:

*וכן עבור N-gram כללי:*

במקרה כזה הסתברות למילה מסוימת תלויה ב- המילים שלפניה.

שיטה זו של N-grams מבוססת על maximum likelihood. הסיבה לך היא ש-ML מחפשת את ההתפלגות שתמקסם את ההסתברות לקבל את הדגימות שדגמנו. בהינתן דגימות, ההתפלגות שעבורה ההסתברות לקבל את אותן דגימות מקסימלית, היא ההתפלגות הנ"ל (כלומר מספר הדגימות שהתקבלו בפועל חלקי כל הדגימות). נראה הוכחה ספציפית ל-bigram model כי המודל שהוצג הוא אכן פתרון ה-maximum likelihood. נניח משפט באורך N ומילון באורך n מילים . לצורך ההוכחה לא נשתמש ב-token מיוחד לתחילת המשפט, אלא נחשב בנפרד את ההסתברות של המילה הראשונה ושל שאר המשפט. ניתן לבטא את ההסתברות בצורה הבאה.

כאשר הוא אינדיקטור אם היא המילה הראשונה במשפט, ו- הוא מונה (counter) לכמות הפעמים ש- מופיע במשפט.

*המטרה היא למצוא את המקסימום של ההתפלגות תחת האילוץ:*

*ניתן להשתמש בכופלי לגראנז':*

*נגזור את הלגראנז'יאן לפי כל אחד מהמשתנים:*

*בנוסף, קיים האילוץ:*

*כפי שהסקנו לעיל:*

*כלומר, מודל ה-bigram הינו maximum likelihood. (מש"ל וכו'). ניתן לגזור זאת גם למקרה הכללי של N-gram.*

*כעת נדון בשאלה כיצד ניתן לבצע אבלואציה של מודל שפה. קיימות שתי גישות, אבלואציה אינטרינזית ואקסטרינזית. האבלואציה האקסטרינזית מתבססת על אבלואציה של מטלות (tasks) המבוססות על מודל השפה. למשל, פיתוח מודל question answering או של תרגום (machine translation) המבוסס על מודל השפה. בצורה כזאת, ניתן לכמת את הצלחת מודל השפה במטלות אלה, ובעזרתן להסיק את טיב מודל השפה. הייתרון בגישה זו הוא שאם המטרה הסופית של המפתח היא להשתמש במודל השפה למטלה זו, אבלואציה כזאת משקפת בצורה טובה לאילו ביצועים ניתן לצפות. החיסרון העיקרי בגישה זו הוא שהבדיקה אינה ישירה אלא עקיפה.*

*הגישה האינטרינזית מנסה לתת מדד כמותי לטיב המודל בצורה ישירה באמצעות ההסתברויות של המודל. השיטה הנפוצה ביותר היא ה-perplexity (PP). בשיטה זו, המפתח שומר test set עליו הוא לא מאמן את מודל השפה. לאחר האימון מתבצעת בדיקה של ההסתברויות שמודל השפה נותן למשפטים מתוך ה-test set. ההנחה היא שעבור מודל שפה טוב ההסתברויות תהינה גבוהות. ספציפית, מדד ה-PP הינו ביחס הפוך להסתברות שהמודל נותן:*

*למשל, עבור הנחת bigram מתקבל:*

*ככל שמדד ה-perplexity נמוך, כך ההסתברות למשפט גבוהה, מה שמעיד על מודל שפה איכותי יותר. הייתרון בשיטה זו הוא שניתן לבדוק את טיב המודל בצורה "אינטרינזית" בלי להסתמך על מטלות עקיפות אחרות. חיסרון בשיטה זו הוא שלא תמיד הוא משקף כמה המודל יהיה טוב במטלות אחרות. חיסרון נוסף בשיטה זו הוא שבמקרה ש-N-gram מסויים לא מופיע ב-train set ההסתברות שלו תהיה שווה לאפס, וה-perplexity יהיה אינסופי. פיתרון אפשרי לבעיה זו הוא שבמקרה שבו N-gram לא קיים נתבסס על ה-(N-1)-gram. למשל, במקרה ששלישיית מילים לא נמצאת ב-train set אך נמצאת ב-test set ניתן לחלק אותה לשני זוגות מילים. אם גם הזוגות לא נמצאים ניתן לחלק ל-unigrams.*

*לסיכום, מודל שפה ממדל את ההסתברויות של שפה טבעית, הן הסתברות של משפט שלם והן הסתברות של המילה הבאה במשפט. מודל N-gram מניח תלות סטטיסטית של מילה במשפט רק ב-N מילים שלפניה. תחת הנחה זו, ניתן למצוא משערך maximum likelihood על בסיס ספירה של N-grams הקיימים בקורפוס. שיטה זו היא בסיסית ופשוטה אך יכולה לתת ביצועים טובים במשימות פשוטות.*

מודל שפה מבוסס רשת נוירונים

*הערה: בשיעור המרצה העמיק במבוא לרשתות נוירונים (פרספטרון, פונקציות אקטיבציה, ועוד). לא נסקור מבוא זה בסיכום.*

*הרשת הפשוטה ביותר בה ניתן להשתמש כמודל שפה היא feedforward network. רשת כזאת תקבל בכניסה ייצוג של N מילים (בדומה ל-N-gram) ותחזה את המילה הבאה. הייתרון של מודל זה על פני N-gram הוא שהעיבוד נעשה על וקטורי embedding של מילים, ולא המילים עצמן. דבר זה מאפשר הכללה יותר טובה, למשל המודל יוכל לחזות בצורה טובה גם רצפים שלא הופיעו בקורפוס האימון, אם היו קיימים רצפים דומים ב-embedding שלהם. למשל, במשפט הבא:*

*I forgot to make sure that the dog gets…*

*המילה "fed" צריכה להיות בעלת הסתברות גבוהה. במודל שפה מבוסס N-grams, אם הרצף לא היה קיים (למשל ב-trigram – (dog gets fed)) המודל לא ידע להשלים את המשפט. לעומת זאת, במודל מבוסס רשת אשר מתבסס על embeddings, במידה והיה קיים בקורפוס המשפט הבא:*

*I forgot to make sure that the cat gets fed.*

*המודל ידע להשלים את המשפט בהסתברות גבוהה, מכיוון שה-embeddings של dog ושל cat קרובים. הרעיון ב-embeddings הוא שניתן לייצג מילים במרחב וקטורי ולהגדיר משמעות של מילה באמצעות ההתפלגות הסטטיסטית של השפה במרחב זה. למשל מילים בעלות משמעות סמנטית או תחבירית דומה יהיו קרובות במרחב זה. רעיון זה מופיע עוד בחיבור של Osgood et al., 1957 אשר מייצג משמעות של מילה כנקודה במרחב. בפרסום המקורי המחבר התייחס לשלושה ממדים של משמעות:*

* ***Valence*** *– עד כמה המילה "נעימה"*
* ***Arousal*** *– כמה "רגש" יש במילה*
* ***Dominance*** *– כמה "שליטה" יש במילה (ציווי)*

עם זאת, כיום משתמשים בוקטורים מרובי ממדים לצורך אפיון של מילה.

קיימים שני סוגי embeddings – "דלילים" (sparse) ו"צפופים" (dense).

וקטורים "דלילים"

הוקטורים ה"דלילים" מיוצגים על ידי ספירה של מילים אשר מופיעות בקרבת המילה בקורפוס. בצורה טיפוסית, הוקטור יהיה בממד שגודלו כגודל המילון, כאשר כל אבר מייצג מילה אחרת, והערך המופיע בו הוא counter של כמות הפעמים שמילה זו מופיעה בקרבת המילה שאותה מקודדים. צורה זו היא "דלילה" מכיוון שלרוב, רוב הערכים בוקטור יהיו אפסים (או לפחות נמוכים מאוד), למשל, הסיכוי שתופיע המילה "אנציקלופדיה" ליד המילה "בלגיה" נמוך מאוד.

בשיטת word counts, מחושבת טבלה בגודל כאשר הוא מספר המילים במילון. איבר בטבלה מכיל את מספר הפעמים שמילה מופיעה במרחק מסוים קבוע (למשל 6 מילים) ממילה . מכיוון שיחס זה הוא גם הפוך, כלומר אם מילה קרובה ל- במקום מסוים בקורפוס אז גם מילה קרובה ל- באותו המקום, המטריצה סימטרית (). המטריצה נקראת word-word matrix או term-context matrix. שתי מילים תחשבנה קרובות במרחב ה-embeddings אם שורה דומה (למשל קרובה בנורמת ) לשורה .

וקטורים "צפופים"

שיטות לייצוג "צפוף" משתמשות בוקטור אשר הממד שלו קטן משמעותית מגודל המילון. בשיטות אלו נדרש להשתמש בשיטות חכמות יותר על מנת לקודד את המידע על המילה בצורה "דחוסה" יותר. הדוגמה המפורסמת ביותר לשיטה כזו היא Word2Vec. הרעיון בשיטה זו הוא לאמן מסווג שיחזה האם מילה תופיע בקרבת מילה . בצורה זו, ניתן להשתמש בקורפוס על מנת ליצור dataset גדול של זוגות מילים בעלות תיוג "חיובי" ללא צורך בתיוג (self-supervised), וכל המילים שאינן מופיעות ביחד תהיינה דוגמאות שליליות. לאחר מכן, מאומן מודל logistic regression שיחזה את המילים החיוביות, כאשר הפרמטרים הנלמדים הם הייצוגים של המילים. לאחר האימון, ייצוגים אלה נלקחים כ-embeddings.

*ישנם שני אלגוריתמים שהוצגו במאמר של Word2Vec: skip-gram ו-Continuous Bag of Words (CBOW).ב-skip-gram מנסים לחזות את סביבות המילה על בסיס המילה האמצעית (למשל עבור סביבה של – את על בסיס ), וב-CBOW להיפך – מנסים לחזות את המילה האמצעית () בהינתן סביבות המילה (). בשתי השיטות, לאחר למידת מודל כזה מתקבל ייצוג וקטורי של כל מילה במילון.*

*אחת מהאפשרויות לחישוב ההסתברויות היא מהצורה הבאה:  
כלומר, חישוב softmax בין ייצוג הווקטור הנתון לבין כל הוקטורים במילון . במהלך האימון, תתבצע אופטימיזציה כך שההסתברות תהיה גבוהה עבור זוגות מילים אשר קיימים בקורפוס.*

*הבעיה בשיטה זו היא שעבור כל חישוב של אנו נדרשים לחשב את המכפלות של עם הווקטורים המייצגים של כל המילים במילון. חישוב זה הינו אינטנסיבי עבור מילון גדול.* ***Negative sampling*** *היא שיטה הנועדה לפתור את הבעיה (נקראת גם SGNS - Skip-gram with Negative Sampling). Mikolov et al., 2013 הציעו את הרעיון הבא, במקום לחשב את ההסתברות על פני כל המילים במילון, ניתן לדגום k מילים אקראיות ולהשתמש רק בהן כדוגמאות שליליות. בצורה כזאת, הדמיון בין הווקטורים החיוביים יתקרב, והמרחק בין הווקטורים השליליים יתרחק בממוצע, מכיוון שהדוגמאות השליליות נדגמות באקראי. פונקציית המטרה אשר הוצגה במאמר היא:  
כאשר היא פונקציית הסתברות שנקבעה על בסיס ניסויים. היתרונות באלגוריתם הם מהירות האימון שלו והיעילות שלו. בנוסף, קיימים מימושים רבים שלו באינטרנט וכן "מילוני embeddings" מאומנים שלו.*

*נעיר כי בשיטות ה-Word2Vec כל מילה (או token) מקבלת ייצוג סטטי, אשר אינו תלוי בקונטקסט. עובדה זו יכולה להוות בעיה למשל כאשר יש למילה מספר משמעויות. לפעמים חשוב לתת למילה ייצוג לפי המשמעות שלה כתלות בקונטקסט. למשל היינו רוצים כי הייצוג של המילה "orange" במשפטים "A tasty orange" ו-“An orange pillow” יהיה שונה מכיוון שהמשמעות שונה. קיימים מודלים אחרים אשר באים להתמודד עם בעיה זו. למשל BERT נותן ייצוג לכל מילה על פי הקונטקסט של המשפט.*

*אחד מהתכונות המעניינות בווקטורים הנלמדים מ-Word2Vec היא הלינאריות של ה-embeddings (parallelogram model). למשל, הראו במאמר מוקדם בתחום כי:  
דבר זה מעיד כי ל-embeddings הנלמדים ייצוגים לינאריים בקירוב.*

*לסיכום, היתרונות של מודל שפה נלמד מבוסס feed forward אל מול N-gram:*

* *קל יותר למדל רצפים ארוכים של tokens*
* *הכללה טובה יותר של מילים דומות קונטקסטואלית (הדוגמה שהובאה לעיל עם cat ו-dog)*
* *ביצועים טובים יותר בחיזוי מילה*

*חסרונות:*

* *מימוש מורכב יותר, נדרש ללמוד מודל, לעומת N-gram בו רק נדרש לספור מילים בקורפוס*
* *איטי יותר ב-inference (לעומת N-gram בו מספיק להשתמש ב-lookup table)*
* *יותר אנרגיה לאימון*
* *פחות אינטרפרטבילי – קשה להבין את משמעות הווקטורים הנלמדים*

שימוש במודל feed-forward

*הארכיטקטורה של מודל שפה מסוג feed-forward הוא יחסית פשוט. ניקח לדוגמה מודל שמטרתו לחזות את ה-token בהינתן שלושת ה-tokens האחרונים: . נניח שנתון וקטור embeddings עבור כל token במילון , כאשר הוא הממד של וקטור ה-embeddings. בנוסף, נניח כי מספר ה-tokens במילון הוא . מכל הוקטורים . ניצור מטריצה כך שכל עמודה במטריצה מייצגת את ה-token ה- במילון ומכילה את ה-embeddings של אותה המילה. כעת, נייצג את ה-tokens של שלושת המילים האחרונות במשפט שאותו מעוניינים לחזות באמצעות one hot encoding, כלומר וקטור בגודל המילון המכיל אפסים בכולו מלבד המילה הנוכחית. את המילים המקודדות כ-one hot נייצג באמצעות . נשים לב כי מתקיים:  
כלומר, אם נכפיל את מטריצה ה-embeddings בייצוג ה-one hot של ה-token, נקבל את ה-embeddings של ה-token הנבחר. לאחר קבלת מתבצע שרשור (concatenation) של שלושת הווקטורים לווקטור embeddings אחד: :  
את הווקטור הזה מעבירים בשכבת fully connected:  
כאשר מספר העמודות ב- הוא , ומספר השורות הוא כמספר הנוירונים בשכבה. לבסוף מעבירים את לשכבת המוצא:  
הווקטור יהיה וקטור שגודלו כגודל המילון ומכיל את ההסתברויות של כל אחת מהמילים להיות המילה הבאה. סכמה של התהליך מוצגת באיור 1.*

**

איור 1: סכמה של מודל שפה מסוג feed-forward. כל מילה ממופית לאינדקס שלה במילון, לאחר מכן מומרת ל-one hot vector. לאחר מכן מוכפלת במטריצה E כך שמתקבלים וקטורי ה-embeddings של המילים. וקטורים אלו משורשרים ועוברים בשכבת fully connected ושכבת output, כך שמתקבל בסופו של דבר וקטור הסתברויות המכיל את ההסתברות לכל אחת מהמילים במילון.

*ניתן לאמן מודל כזה בצורה פשוטה כ-self supervised. בהינתן קורפוס, ניתן להתייחס לכל רביעיית מילים כדגימות (שלושת המילים הראשונות) ותיוג (המילה האחרונה). האימון מתבצע באמצעות cross entropy loss באמצעות gradient descent. בהרצאות כל משוואות ה-loss function וה-backpropagation מוצגים בהרחבה, אך לא נרחיב בסיכום זה.*

*לבסוף, קיימות שתי גישות לאימון מודל כזה. גישה אחת משתמשת בווקטורי embeddings קבועים (pre-trained) למשל, באמצעות Word2Vec, והאימון מתבצע אך ורק עם הפרמטרים של הרשת (). לעומת זאת, בגישת ה-end-to-end מתבצע backpropagation גם לווקטורי ה-embeddings, כך שהאימון מתבצע גם על הייצוגים של ה-tokens. נעיר כי קיימות גישות היברידיות אשר מאמנות בתחילה על וקטורי embeddings קבועים, ורק בסוף מבצעות fine tuning על כל הרשת כולל הייצוגים.*

RNNS

מודל שפה מבוסס RNN

*הערה: בשיעור המרצה העמיק בארכיטקטורת RNN. לא נסקור מבוא זה בסיכום.*

*רשת RNN מעבדת רצפים של inputs, גם אם האורך שלהם לא קבוע, על ידי וקטור "זיכרון" . תכונה זו הופכת את ה-RNN למתאימה באופן טבעי לעיבוד שפה טבעית, מכיוון שבאופן עקרוני, יכול להכיל את כל ההיסטוריה של הרצף . בשונה מרשת feed-forward לא נדרש להגדיר בצורה מפורשת את אורך ההיסטוריה הרצויה, כלומר כמה מילים להכניס לרשת. משוואות הרשת הן מהצורה הבאה:*

*עם מודל כזה אפשר להעריך בצורה ישירה את ההסתברות של המילה הבאה:  
וכן את ההסתברות לרצף של מילים:*

*אימון המודל מתבצע בדומה למתואר בפרק הקודם בצורה self-supervised על חיזוי המילה הבאה, כאשר ה-backpropagation מתבצע אחורה דרך רצף הפרדיקציות (backpropagation through time – BPTT). BPTT נצרך, מכיוון שהפרדיקציה בזמן t תלויה ב- אשר תלוי ב- וכן הלאה, ולכן העדכון צריך להתבצע עבור המשקולות שבעזרתן כל ה- מחושבים. מכיוון שכל החישובים של ה-RNN גזירים, ניתן לבצע BP גם על פרדיקציות שהתבצעו בעבר באותו הרצף. האימון מתבצע על ידי* ***teacher forcing****, שמשמעותו היא שה-loss עבור מילה מתבססת על הרצף האמיתי, ולא על פרדיקציית המודל. שיטה זו מאפשרת למידה יציבה ומהירה יותר.*

RNN למטלות NLP נוספות

*קיימות מטלות נוספות ב-NLP אשר ניתן למדל בצורה קלה באמצעות RNN. מטלה אחת כזאת היא sequence labeling – חיזוי של class עבור כל מילה במשפט. דוגמה לבעיה ספציפית של sequence labeling היא part-of-speech tagging, תיוג חלק דיבר (כלומר שם עצם, פועל וכדו') עבור כל מילה במשפט. RNN היא ארכיטקטורה קלאסית לבעיה זו, מכיוון שהמודל מקבל רצף של מילים, יודע להתחשב במילים בסביבת המילה כדי להסיק את משמעותה, וכן ניתן באמצעותו להחזיר פרדיציה על כל מילה על ידי הוספת שכבה אשר מקבלת את וחוזה – התיוג המתאים.*

*בעיה נוספת היא sequence classification. בעיות ספציפיות של sequence classification הן למשל ניתוח רגשות (sentiment analysis) – האם ביקורת מסויימת על סרט היא חיובית או שלילית, Spam detection – האם מייל מסויים הוא spam או לא. בבעיות אלה הרשת נדרשת לעבור על כל הרצף ולתת תיוג. ניתן לבצע זאת על ידי RNN – העברת כל הרצף ברשת ושימוש בוקטור האחרון לביצוע הקלסיפיקציה (הוספה של שכבת קלסיפיקציה שמקבלת את ומסווגת את הרצף). במהלך האימון, הרשת תלמד לקודד לתוך את האינפורמציה הרלוונטית לסיווג הרצף.*

*עוד שימוש אפשרי ל-RNN הוא text generation – יצירה של טקסט. Text generation הוא חיוני בבעיות כגון question answering, תרגום, תמצות טקסט, תיקון שגיאות כתיב, ועוד. בבעיות אלה הטקסט שנוצר נדרש להיות נכון מבחינה תחבירית וטבעי לאדם הקורא אותו. ניתן לבצע זאת באמצעות שערוך ההסתברויות למילה הבאה בהינתן המילים הקודמות, ודגימה של המילה הבאה מתוך אותה ההתפלגות. לאחר שנבחרה המילה הבאה ניתן לשערך מחדש את פונקציית ההתפלגות למילה שאחריה ולחזור על התהליך עד לסיום. תהליך זה נקרא* ***autoregressive generation*** *או*  ***causal LM generation****.*

שיפורים ל-RNN

*ארכיטקטורת ה-RNN הינה מאוד פשוטה ובסיסית, המשקולות היחידות שנלמדות הן - ה-embedding של המילון, W,U המטריצות שמכפילות את ו-V שכבת המוצא. לכן, כוח הייצוג שלהם מוגבל, כלומר יהיה קשה לבצע איתן מטלות אשר אינן קרובות ללינאריות. קיימים מספר שיפורים לרשת הבסיסית. שיפור ראשון הוא stacked RNN. בשיטה זו, במקום להשתמש ברשת יחידה, משורשרות מספר רשתות RNN כך שכל רשת מקבלת ככניסה את המוצא של הרשת הקודמת. בשיטה כזאת ניתן לבצע עיבוד מורכב יותר, מכיוון שהמוצא עובר מספר שכבות (מספר רשתות).*

*בעיה נוספת הקיימת ב-RNN היא שהרשת בזמן t "ראתה" רק את העבר ולא את העתיד. עם זאת, ישנן משימות בהן המשפט כולו קיים, ולכן קיימת אינפורמציה שאנו לא משתמשים בה לצורך הפרדיקציה. פתרון אפשרי לבעיה הוא bidirectional RNN, רשת המורכבת משני RNNs נפרדים אשר אחד מקבל את הרצף מהתחלה לסוף ואחד מהסוף להתחלה. שני הייצוגים (וקטורי הזיכרון) משורשרים לוקטור אחד אשר נעשה בו שימוש לטובת הפרדיקציה:  
כאשר הם הייצוגים של הרשת הראשונה (forward) והשניה (backward) של המילה t. בצורה כזאת, מכיל אינפורמציה הן מהעבר והן מהעתיד.*

*בעיה נוספת ב-RNN הבסיסי הוא ההתמודדות עם רצפים ארוכים. מכיוון שהוקטור עובר טרנספורמציה כל נקודת זמן, קשה למידע להישאר בו לאורך רצפים ארוכים. לצורך העניין, אינפורמציה שקודדה בזמן בתוך ונדרשת בזמן , תצטרך לעבור פעמים את פונקציית הזהות (או פונקציה דומה), על מנת שיהיה אפשר להשתמש בה ב-. בעיה זו חריפה עוד יותר כאשר הרשת נדרשת בנוסף להשתמש ב- לחיזוי בזמן , למשל במקרה של sequence labeling. בעיה נוספת הקיימת כאשר הרצפים ארוכים היא שה-BPTT צריך לעבור שכבות רבות ולכן קיים חשש ל-vanishing gradients.אחד מהפתרונות לבעיה הוא ה-LSTM - long short-term memory. רשת זו לומדת "לשכוח" אינפורמציה לא רלוונטית, ולהוסיף מידע אשר יהיה נדרש בהסתברות גבוהה בעתיד. ישנם שני שינויים מרכזיים ב-LSTM, אחד הוא הוספה של "שערים" (gates). שערים אלה אחראים על "זיכרון" ו"שיכחה" של המודל. פרקטית, אלו שכבות מהצורה הבאה:  
הסיגמואיד מאלץ את המוצא של השכבה להיות בין אפס לאחד. כאשר מכפילים מוצא זה בוקטור אחר, כל האברים הקרובים לאפס בשער יתאפסו בווקטור האחר, וכל הוקטורים הקרובים לאחד בשער ישארו ללא שינוי בוקטור האחר. כלומר, חלק מהאינפורמציה "נשכח" וחלק ממנה נשאר. כל השערים הם מאותה הצורה:  
השינוי השני הוא הוספת "וקטור קונטקסט", אשר מועבר משלב לשלב בדומה ל-. וקטור זה עובר עיבוד (כלומר עובר שער) והתוצר של העיבוד הופך ל-. דבר זה מאפשר לבצע הבחנה בין וקטור ה"זיכרון" לוקטור שבו נעשה שימוש לפרדיקציה בזמן t.*

*כעת נצלול לארכיטקטורה. וקטור (הקונטקסט) מורכב מסכום של שני איברים:  
האיבר הוא הרכיב של שעובר מהשלב הקודם . כלומר, עובר ב"שער" (forget gate) אשר שולט באיזה אינפורמציה* ***נמחקת*** *מ-, על ידי הכפלה באפס. האיבר שולט באיזו אינפורמציה* ***מתווספת*** *ל-, כלומר מה אנחנו מעוניינים "לזכור". דבר זה מתבצע על ידי הכפלה של :  
בשער . היא האינפורמציה שמופקת בשלב t, ו- שולט באיזה חלק מהאינפורמציה אנחנו מעוניינים לאגור לשלבים הבאים. לאחר ה"מעבר בשער" (ההכפלה ב-), הוקטור מתווסף ל-. לאחר שמחושב ניתן לחשב את על ידי העברה בשער נוסף (על מנת להנגיש "החוצה" את האינפורמציה הרלוונטית מתוך ):*

*בצורה הזאת, ארכיטקטורת ה-LSTM מסוגלת להתבסס על וקטור זיכרון משוכלל יותר, וכך גם להתמודד בהצלחה עם רצפים ארוכים וגם לבצע את ההפרדה בין הזיכרון לפרדיקציה.*

Encoder-Decoder RNN

*בנוסף ל-sequence labeling, sequence classification ו-text generation, קיימת מטלות מסוג sequence to sequence. במטלות אלה הרשת מקבלת רצף של מילים ונדרשת להוציא רצף של מילים. הדוגמה הקלאסית לכך היא תרגום (machine translation), ובנוסף בסיכום (summarization), דיאלוג (כמו chatGPT) ו-question answering. ניתן לבצע מטלות אלה על ידי RNN על ידי שימוש ב-encoder ו-decoder. ה-encoder יקבל את רצף הכניסה ויקודד אותו לוקטור בגודל קבוע (למשל לתוך ). לאחר מכן ה-decoder יקבל את הקידוד כ-input וישתמש בו על מנת ליצור את רצף המוצא מילה אחרי מילה (בדומה ל-text generation שהזכרנו לעיל).*

Attention

*הבעיה המרכזית הקיימת בארכיטקטורת ה-encoder-decoder ב-RNN היא ה-information bottleneck – "צוואר הבקבוק". מכיוון שכל המידע מה-encoder מקודד לווקטור יחיד () באורך קבוע, כמות המידע שיכולה להיות מקודדת בו היא מוגבלת. עבור משפטים ארוכים, האינפורמציה המצויה בתחילת המשפט עלולה "להימחק" ולא להגיע על לווקטור הקונטקסט. מכיוון של-decoder יש גישה אך ורק לווקטור הקונטקסט, המידע שהוא יכול לפענח מוגבל. מנגנון ה-attention בא לפתור בעיה זו. הרעיון מאחוריו הוא שהמפענח יקבל בכל שלב וקטור* ***שונה*** *המורכב מסכום משוקלל של האינפורמציה מהמקודד בנקודות הזמן השונות. פונקציית ה-attention תבחר את המשקל עבור כל hidden state של המקודד כך שהמידע שיגיע למפענח בנקודת הזמן הנוכחית יורכב מהמידע הרלוונטי עבורו. חישוב ה-hidden state של המפענח בנקודת זמן תושפע מהפרדיקציה הקודמת, המצב הקודם וכן – וקטור האינפורמציה המשוקללת מהמקודד:  
כאשר מחושב בצורה הבאה. בשלב הראשון מתבצע חישוב של המשקלים של כל אחד מה-hidden states של המקודד, במילים אחרות, אילו חלקים מתוך דגימת ה-input רלוונטיים לפענוח בנקודת הזמן הזו. הצורה הפשוטה ביותר למדל משקל זה היא על ידי מכפלת וקטורים:  
נעשה חישוב של ה-score עבור כל אחד מ- ולאחר מכן מתבצע softmax על מנת לנרמל את הערכים:  
לאחר מכן מחושב באמצעות המישקול של :  
בצורה כזאת, מחושב ממוצע משוקלל של כל ה-hidden states של ה-encoder () והוא נלקח בחשבון בפענוח.*

Transformers

*ארכיטקטורה דומה אך אחרת היא ה-transformer או ה-self-attention. הארכיטקטורה ממפה רצף של וקטורים לרצף של ווקטורים באותו האורך: . ה-transformer מורכב משכבות transformer blocks שכל בלוק מורכב ממספר שכבות במבנה קבוע. שכבת ה-self-attention מאפשרת לרשת גישה לכל ה-inputs ללא צורך ב-RNN. כל בלוק כזה מקבל וקטורים כ-input ומוציא וקטורים.*

*בשכבת זו, ה-attention מוגדר בצורה הבאה:  
כאשר:  
כלומר הם טרנספורמציה לינארית של (שלוש טרנספורמציות שונות). הוא ה-****query****, כלומר הערך שה-token הנוכחי שאנו מעבדים "מתשאל" את שאר ה-tokens, ו- הם ה-****keys****, ערכים שמייצגים את שאר ה-tokens. לאחר אימון ה-transformer, אם ה-token ה- אינפורמטיבי לטובת הפרדיקציה בשלב ה-, הדמיון בין ה-query ל-key יהיה גדול, ו- יהיה גדול. הוא ה****ערך*** *עצמו, כלומר הערכים שאותם "נעביר הלאה". אם יהיה גבוה, אזי יהיה ייצוג משמעותי לווקטור בווקטור המשוקלל . הסימון בסכום הוא כאשר מאמנים מודל שחוזה את המילה הבאה, ולכן הוא יקבל אך ורק את ה-tokens הקודמים.*

*על מנת להימנע מערכים גבוהים במכפלה , וכתוצאה מכך אימון לא יציב, מתבצע נירמול של ה-score בממדי הוקטור:  
בנוסף, ניתן לבצע את כל החישובים הנ"ל בצורה מקבילית על כל ה-tokens. ניתן לייצג את כל הכניסות כמטריצה , ולבצע את החישובים באמצעות כפלי מטריצות:  
ולחשב את כל ה-scores באמצעות . לאחר מכן נרצה לבצע softmax על פני השורות של . עם זאת, אם נבצע softmax רגיל, יתקבלו ערכים גם "מהעתיד", כלומר עבור ה-token ה-, היינו רוצים כי כל הערכים הגדולים מ- יתאפסו בשורה ה-. לכן לפני ביצוע ה-softmax ניתן להציב במשולש העליון של המטריצה כך שה-softmax יתאפס במקומות הללו.*

*ה-transformer block מורכב מהשלבים הבאים. בשלב הראשון מתבצע ה-self-attention שתואר לעיל. לאחר שלב זה מתקבלים וקטורים . לאחר מכן מתבצעת נורמליזציה – layer normalization, אשר מנרמלת את הממוצע וסטיית התקן של כל הוקטורים (אותו הרעיון של batch normalization). הנורמליזציה מתבצעת עבור כל אחד מהווקטורים בנפרד. עבור כל token, מחושב הממוצע וסטיית התקן של הערכים שלו ומתבצע נרמול. בדומה ל-batch normalization, קיימים שני פרמטרים נלמדים אשר שולטים על הממוצע וסטיית התקן. לסיכום, עבור כל וקטור מתבצעים השלבים הבאים:  
לאחר מכן, כל וקטור (מנורמל) עובר בשכבת FC ולאחר מכן בעוד נירמול. מתבצע גם residual connection אשר "עוקף" את ה-self-attention ואת ה-fully connected (אבל לא את הנורמליזציה). לסיכום, משוואת ה-attention block:  
כאשר היא שכבת fully connected (feed forward).*

*שיפור שנהוג לבצע לשכבת self attention הוא ה-multi head attention. שכבה זו מכילה N שכבות attention שפועלות במקביל, עם סט פרמטרים שונה לכל שכבה, כאשר בסופה של השכבה מתבצע שרשור (concatenation) של כל ה-outputs של השכבה והטלה לינארית (linear projection) חזרה לממד . הרציונל במספר שכבות attention הפועלות במקביל הוא שכל שכבה תתמקד בפן אחר של קשרים בין inputs, ויחד שכבות אלו יוכלו לתפוס את היחס השלם שבין ה-tokens.*

*שיפור נוסף שנהוג לבצע במשימות NLP הוא הוספת ה-positional encoding. הבעיה שה-positional encoding בא לפתור היא שבשונה מ-RNN, ה-transformers הוא אינווריאנטי לסדר, כלומר אין שום דרך למודל לדעת באיזה מקום כל token נמצא במשפט. אך בשפה טבעית המיקום של המילים הוא קריטי להבנת המשפט, ולכן הרשת מוכרחת לקבל בנוסף מידע לגבי מיקום ה-token במשפט. אחד מהפתרונות הוא הוספה של שכבת embeddings שתקודד את המיקומים. כלומר, הרשת תלמד ייצוג שונה עבור כל מיקום, וייצוג זה יתווסף לייצוג ה-embedding של המילה עצמה. למשל המשפט “The dog eat meat” יקודד ל:  
בצורה כזאת, המודל יקבל את האינפורמציה לגבי המיקום במשפט, למרות שהארכיטקטורה אינווריאנטית לסדר.*

*שיעור 6 – נדרש להשלים*

Semantic Role Labeling (SRL)

*SRL, או תיוג תפקידים סמנטיים, הוא מטלה בהבנת שפה טבעית. המטרה במטלה זו הוא להבין את ה****תפקיד הסמנטי*** *(semantic role) של העצמים במשפט. ההנחה היא שמשפט בנוי מנשוא, או מאורע, (בדרך כלל הפועל של המשפט) ומחלקים שמתייחסים אליו. כל חלק משחק תפקיד (role). ישנם מספר סוגי תפקידים. למשל במשפט: The child broke the window, תפקיד הילד הוא "השובר", ובמשפט Dana placed a book on the shelf, תפקידה של דנה הוא "המניחה". המשותף בשני המשפטים הוא שבעל התפקיד* ***גורם*** *לדבר לקרות* ***באופן רצוני****. במקרים כאלה, בעל התפקיד נקרא* ***סוכן*** *(agent). לעומת זאת, תפקיד החלון ("הנשבר") והספר ("המונח") הם תפקידים של חפצים דוממים, והם סבילים, כלומר קיימת* ***פעולה*** *שנעשית עליהם. לתפקיד זה נקרא* ***תמה*** *(theme). תפקיד שלישי הוא תפקידו של המדף עליו הניחה דנה את הספר. תפקיד זה נקרא ה****מטרה*** *(goal). קבוצת כל התפקידים שאותם הזכרנו נקראת "Thematic roles", והיא מכילה בין השאר:*

* *סוכן (agent) – דבר רצוני הגורם לאירוע*
* *החווה (experiencer) – מי שחווה אירוע*
* *כוח (force) – דבר שאינו רצוני הגורם לאירוע*
* *תמה (theme) – המשתתף אשר מושפע בצורה הגדולה ביותר מהאירוע (למשל הספר או החלון בדוגמאות לעיל)*
* *תוצאה (result) – התוצר הסופי של האירוע (event)*
* *תוכן (content) – למשל "הוא סיפר לי* ***בדיחה****"*
* *כלי (instrument) – כלי שנעשה בו שימוש באירוע*
* *"המרוויח" (beneficiary) – מי שלמענו נעשה משהו, למשל "היא אפתה עוגה ל****אחותה****"*
* *מקור (source) – המקור של אובייקט מסוים כאשר קיים מאורע של העברה, למשל "הוא הסיר את הספר מה****מדף****"*
* *מטרה (goal) – המיקום הסופי של אובייקט כאשר קיים מאורע של העברה, למשל "הוא הניח את הספר על ה****שולחן****"*

*מידול של השפה בצורה כזו (באמצעות חלוקה לתפקידים סמנטיים) הוא אחד מהמידולים העתיקים ביותר. הוא פורמל בצורה מודרנית ב-1968 (Fillmore) וב-1985 (Gruber). קיימות כמה עשרות קטגוריות, אך לפעמים ב-NLP משתמשים בקבוצה קטנה יותר של קטגוריות. ניתן להשתמש ב-SRL בתור ייצוג בסיס של השפה אשר יהיה ברמה מסוימת אינווריאנטי לניסוח עצמו. שני משפטים בעלי ניסוחים שונים אך עם אותם חלקי SRL יקבלו את אותו הייצוג. דבר זה יכול להיות שימושי למשל ב-machine translation. למשל, אם נתבונן בשני המשפטים הבאים:*

* Bill gave the book to Jane.
* Bill gave Jane the book.

*סדר המילים משתנה, אך המשמעות זהה. אם נשתמש בתפקידים סמנטיים למידול המשפט נקבל ייצוג זהה.*

*עם זאת, ישנם אתגרים בשימוש בתפקידים סמנטיים. למשל, נדרש להגדיר סט של תפקידים סמנטיים שיהיה סטנדרטי קונסיסטנטי ומקובל. בנוסף, הגדרה פורמלית של תפקידים עלולה להיות קשה, שכן ישנם תפקידים שונים אשר קשה להגדירם בצורה מדויקת, וכן לפעמים נרצה להכליל את התפקידים בצורה יותר אבסטרקטית. הפתרון לבעיות אלה הוא להכליל מ-role (תפקיד) ל-proto-role, או במילים אחרות – generalized semantic roles.*

קורפוסים ידועים

Proposition Bank (Palmer et al., 2005)

*המאגר proposition bank, או לחלופין PropBank, הוא גם שיטה לקלסיפיקציה של תפקידים סמנטיים וגם קורפוס (דאטאסט) של דוגמאות של משפטים שמתויגים על פי שיטה זו. בשיטה זו משתמשים גם ב-proto-roles וגם בתפקידים סמנטיים שספציפיים לפועל מסויים (verb specific semantic role). המאגר מורכב מכל הפעלים באנגלית, ועבור כל פועל – כל המשמעויות שלו. עבור כל משמעות של כל פועל מופיע משפט, כאשר מצוין במשפט מהו ה-proto-agent וה-proto-patient. תפקידים אלה מתויגים כ-Arg0 (proto-agent) ו-Arg1 (proto-patient). בנוסף, התפקידים Arg2, Arg3, Arg4 גם מוגדרים, אך הם פחות קשיחים מ-Arg0,Arg1, והם מקבלים משמעות שונה מעט עבור כל פועל. משמעויות אלה מוגדרות בתוך הקורפוס. למשל, Arg2 יכול לקבל את אחד התפקידים הבאים: Benefactive/ Instrument/ Attribute/ End State. Arg3 יכול לקבל את אחד התפקידים הבאים: Start Point/ Benefactive/ Instrument/ Attribute. Arg4 הוא בדרך כלל End Point. בנוסף, ישנם תפקידים שאינם ממוספרים, למשל זמן (TMP), מקום (LOC) ועוד. להלן שתי דוגמאות לפעלים המופיעים ב-PropBank:*

* *Agree.01 (הפועל agree במשמעותו הראשונה)*
  + *Arg0: Agreer (זהו ה-proto-agent עבור פועל זה ספציפית)*
  + *Arg1: Proposition (זהו ה-proto-patient עבור פועל זה ספציפית)*
  + *Arg2: Other entity agreeing*
  + *דוגמה ראשונה:* [Arg0 The group] agreed [Arg1 it wouldn’t make an offer].
  + *דוגמה שניה:* [ArgM-TMP Usually] [Arg0 John] agrees [Arg2 with Mary] [Arg1 on everything]
* *Fall.01*
  + Arg1: Logical subject, patient, thing falling (במקרה זה אין Arg0, שכן אין מישהו שמבצע את הפעולה)
  + Arg2: Extent, amount fallen
  + Arg3: start point
  + Arg4: end point, end state of arg1
  + *דוגמה ראשונה:* [Arg1 Sales] fell [Arg4 to $25 million] [Arg3 from $27 million]
  + דוגמה שניה: [Arg1 The average junk bond] fell [Arg2 by 4.2%]

*לסיכום, היתרונות במידול PropBank הם שבהינתן פועל ניתן בצורה קלה לתייג כל חלק מהמשפט לתפקיד המתאים, וכן שהתיוג קונסיסטנטי לכל הפעלים (Arg0, Arg1 וכו'). החיסרון העיקרי הוא ששיטה זו לא גנרית, אלא נדרשת הגדרה לכל פועל, וקשה לבצע הכללה לפעלים נוספים.*

NomBank (Meyers et al., 2004)

*מאגר זה, בשונה מ-PropBank, מתמקד בשמות עצם ולא בפעלים. למשל שני המשפטים הבאים אינם מכילים פועל כלל:*

* *The construction of the metro*
* *The agreement of Apple with IBM*

*להלן דוגמה מתוך המאמר המתאר את המאגר:*

* *Her gift of a book to John [NOM]*
  + *REL = gift*
  + *ARG0 = her*
  + *ARG1 = a book*
  + *ARG2 = to John*

*מאוחר יותר, נעשתה עבודה להוספת משפטים שמניים (nominal predicates – משפטים ללא פועל) ל-PropBank. למשל, בוצע תיוג של dataset נוסף – OntoNotes – המכיל משפטים כאלה.*

FrameNet (Baker et al., 1998)

*מטרת ה-database היא ניתוח של שפה בצורה אבסטרקטית יותר.*

*להשלים...*

Semantic Role Labeling (SRL)

*מטרת ה-SRL היא תיוג אוטומטי של כל התפקידים הסמנטיים של כל הארגומנטים המתייחסים לנשוא (predicate). כפי שתואר לעיל, אנו מתייחסים לנשוא (למשל הפועל כאשר קיים פועל במשפט – משפט פעלי ולא שמני) בתור החלק המרכזי במשפט, וכל חלקי המשפט (הארגומנטים) מתייחסים אליו בצורות שונות. המטרה ב-SRL היא לסווג בצורה אוטומטית את התפקידים של הארגומנטים, כלומר באיזה אופן הם מתייחסים לנשוא במשפט. כשמתייחסים ל-SRL בדרך כלל מתייחסים גם לבעיית* ***מציאת הארגומנטים*** *(בנוסף לסיווגם), כלומר לזהות אילו מילים מרכיבות ארגומנט, וכן לעיתים* ***זיהוי הנשוא*** *בצורה אוטומטית. כפי שראינו לעיל ב-PropBank כל פועל יכול לקבל מספר מובנים, ולכן ניתן לבצע* ***זיהוי סוג הנשוא****, או המובן, עבור פועל מסוים.*

תחביר

*הדרך הבסיסית ביותר לתיאור תחביר המשפט היא באמצעות חלקי דיבר (שם עצם, פועל וכו').*

*צירופים (Syntactic Phrases/Constituents) הם קבוצת מילים המהוות יחידה תחבירית אחת. ישנם צירופים שמניים (Noun phrases – NP), למשל: I saw [a dog] או I saw [a small dog with a black tail], המילים המוקפות בסוגריים הם יחידה עצמאית שמנית – ללא פועל. ישנם צירופים פעליים (Verb phrases – VP), למשל I [walk] או I [walk home quickly but surly] – בשתי הדוגמאות הנ"ל כל המילים המופיעות בסוגריים מתייחסות לפועל או למילה אחרת המתייחסת לפועל. יש צירופים תאריים (Adjective phrases – AP) – אשר כל המילים בתוך הצירוף מתייחסות לתואר, למשל I saw [a small dog with a black tail]. בנוסף, יש צירוף יחס (Prepositional Phrases (PP)) שהגרעין שלו הוא מילת יחס, למשל I’m taking the train [from Tel-Aviv].*

*כאשר בונים את הצירופים נוצרת היררכיה של צירופים, למשל: [[birds [that swim]] fly] או [I [like [old books]]]. לכן, ניתן בצורה כזאת לייצג את מבנה המשפט בצורת עץ. עץ זה נקרא עץ תחביר, או Syntactic Tree. העלים בעץ זה הם המילים. למשל:*

*בדוגמה זאת, כל העלים (המילים) שמתחת ל-VP יוצרים צירוף פעלי, כל העלים שמתחת ל-NP יוצרים צירוף שמני וכן הלאה.*

*אם נחזור לבעיית ה-SRL, ניתן להשתמש בעץ התחביר לביצוע SRL. ניתן לתייג כל צירוף לתפקיד סמנטי ובצורה כזאת לתייג את כל המשפט. זו הגישה שהייתה נפוצה בעבר, אך יש לה חסרונות, למשל קושי בהתמודדות עם משפט שמני (ללא פועל). כיום רשתות נוירונים מאפשרות גישה ישירה יותר לבעיה אשר אינה מצריכה בניית עץ.*

SRL באמצעות רשתות

*ניתן להתייחס ל-SRL כבעיית קלסיפיקציה של טוקנים. בגישת ה-BIO (Beginning, Inside, Outside) משימת התיוג עבור כל טוקן היא מה התפקיד של הטוקן (איזה ארגומט למשל) והאם הוא תחילת הארגומט, אמצע הארגומנט או סוף הארגומנט. למשל, ה-classים האפשריים הם: B-Arg0 (הטוקן הראשון ב-Arg0), I-Arg0 (הטוקן האמצעי או הסופי ב-Arg0). פרקטית, ניתן להשתמש באותו טוקן לאמצע ולסוף הארגומנט, מכיוון שאפשר להסיק האם הוא אמצע או סוף על פי הטוקן הבא שמופיע. בנוסף ישנו class של outside – מחוץ לארגומנטים.*

*ניתן להשתמש בארכיטקטורת BERT לטובת המשימה, שכן היא מאפשרת פרדיקציה לכל טוקן. הפרדיגמה הנפוצה כיום היא ביצוע pre-training של הרשת על משימה self-supervised – למשל חיזוי טוקנים חסרים או השלמת המילה הבאה, ולאחר מכן ביצוע fine-tuning על המשימה הספציפית. היתרון הגדול בגישה זו הוא שאת ה-pre-training ניתן לבצע באמצעות כמויות גדולות מאוד של data שאינו מתויג, וכך את ה-fine-tuning ניתן לבצע באמצעות כמות קטנה יחסית של data מתויג למשימה הספציפית. ייתרון נוסף הוא שניתן לעשות fine-tuning למשימות רבות על בסיס רשת יחידה שעברה pre-training.*

*אחד האתגרים בשימוש ב-BERT ל-SRL הוא שהטוקניזציה לא מתבצעת לפי מילים אלא לפי חלקי מילים, ואילו ב-SRL התיוג מתבצע לכל מילה. בזמן האימון, נדרש לתייג כל חלק-מילה (כל טוקן) לפי התיוג המתאים, ובזמן ה-inference נדרש להמיר את הקלסיפיקציה של כל טוקן לקלסיפיקציה של כל המילה. על מנת לפתור את הבעיה, ניתן לתייג את כל הטוקנים על פי התיוג של המילה שאותה הם מרכיבים, ולטובת הפרדיקציה ניתן להשתמש ב-softmax רק על הטוקן הראשון בכל מילה. עם זאת, SRL הוא בעיה מסוג span-based-application, כלומר זהו לא תיוג לכל מילה (או טוקן) ומצד שני לא תיוג לכל המשפט, לכן זהו לא פתרון טבעי לבעיה.*

*כעת נגדיר בצורה פורמלית יותר את ה-span-based-application. Span הוא רצף של טוקנים. בהינתן טקסט המורכב מהטוקנים: , span הוא סדרה רציפה של טוקנים המתחילה בטוקן i ומסתיימת בטוקן j, כאשר . לעיתים ישנו אילוץ על אורך הרצף, כלומר . נגדיר כאוסף כל ה-spans החוקיים במשפט .*

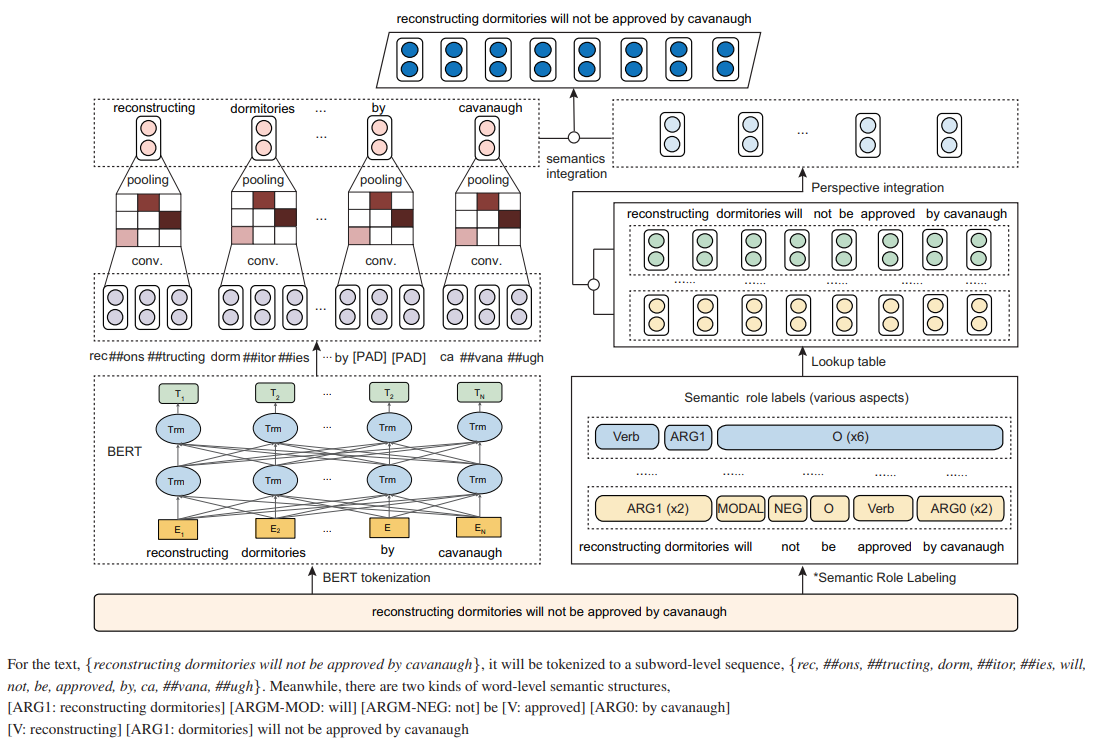
*אנו מעוניינים להשתמש בייצוג שנלמד באמצעות BERT על מנת ללמוד שני דברים: ייצוג לגבולות ה-span וייצוג של התוכן של ה-span. על מנת ללמוד את ייצוג התוכן של span ניתן למצע את כל הייצוגים של BERT של כל הטוקנים שבתוך ה-span:  
כאשר הוא הייצוג של BERT עבור טוקן . בנוסף, ניתן לבצע שרשור של על מנת לקבל ייצוג של הגבולות של ה-span. חיסרון מרכזי בשיטה זו הוא שב- אנו ממצעים על פני הייצוגים ולכן מאבדים את המידע לגבי מיקומי הטוקנים שעליהם ממצעים. בנוסף, מכיוון שמבצעים ממוצע, כל הטוקנים מקבלים משקל שווה, אף על פי שייתכן שטוקנים מסויימים יותר משמעותיים למשימה מאשר טוקנים אחרים.*

*על מנת להתגבר על הבעיות הללו, במקום למצע ניתן להשתמש בשכבת self-attention על הטוקנים ב-span. כלומר:  
ובנוסף, ניתן להשתמש בשכבת feed forward לייצוגי ההתחלה והסוף: , ולהפיק ייצוג של ה-span באמצעות: . לאחר שיש ייצוג של span, ניתן להתייחס לבעיית ה-SRL כבעיית קלסיפיקציה:*

*האבלואציה של אלגוריתם ה-SRL תתבצע באמצעות בדיקה עבור כל ארגומט האם הוא מתפרש בדיוק על הטוקנים אותם האלגוריתם חוזה. לכן, עבור כל ארגומנט קיים ציון של אפס או אחד. לאחר מכן ניתן להשתמש במטריקות סטנדרטיות כגון F1, recall, precision.*

SemBERT

*עבודה זו פורסמה בשנת 2020, ומטרתה* ***שיפור מטלות NLP באמצעות הוספת מידע של SRL****. הרעיון הוא שאם מודל שפה (למשל BERT) יקבל בנוסף למשפט את ה-SRL שלו זה עשוי לשפר את ביצועי המודל על מטלות שונות בעיבוד שפה. המאמר משתמש ב-BERT מאומן, ומוסיף למידה של ייצוג (embedding) התפקידים הסמנטיים בנוסף לייצוג הטוקנים של המילון. המאמר מראה שכאשר מבוצעת אינטגרציה של ה-SRL עם מודל שפה סטנדרטי, הביצועים של המודל משתפרים (למשל בדקו על משימות קלסיפיקציה מה-benchmark של GLUE, על Textual Entailment ועל Semantic Similarity Tasks). להלן איור הלקוח מתוך המאמר המתאר את השיטה:*

**

*בחלק השמאלי של האיור, המשפט עובר ברשת BERT סטנדרטית, ולאחר מכן שכבת קונבולוציה ו-pooling על מנת לצמצם את הייצוג של המשפט למילים (במקום טוקנים). בצד ימין ניתן לראות כי המשפט עובר במודל (או מספר מודלים) של SRL ומתקבל ייצוג לכל מילה. הייצוגים עוברים שכבה לינארית ושרשור לייצוג של המילים שחולצו מ-BERT.*

מטלות שונות

*ישנן מטלות (tasks) שונות אשר נושקות ל-SRL. למשל – Implicit Argument Detection, זיהוי ארגומנט אשר לא מופיע בצורה מפורשת במשפט. למשל בדוגמה הבאה:*

*This house has a new owner. The sale was finalized 2 days ago?*

*במשפט השני, ה-Arg1 של sale לא מופיע, הוא מופיע במשפט הראשון (this house). במקרים כאלה, נרצה למצוא את הארגומנטים הנסתרים במשפט, אשר בדרך כלל מופיעים במשפט אחר ולא במשפט שהפועל (או הנשוא) מופיע.*

*דוגמה נוספת למטלה הקרובה ל-SRL היא Connotation frames. במטלה זו, אנו מעוניינים לזהות את הקונוטציה (למשל קונוטציה חיובית או שלילית) שיש לחלקים במשפט. זוהי מטלה יותר "עדינה" מזיהוי משמעות סמנטית "יבשה" של חלקי המשפט. למשל, במשפט הבא:*

*He survived the bombing.*

*הקונוטציה של תחילת המשפט (He survived) היא חיובית, כלומר מייצרת רגש של אמפטיה אצל הקורא, ואילו סוף המשפט (the bombing) מייצרת קונוטציה שלילית, או תחושה שלילית אצל הקורא.*

חילוץ מאורעות

*חילוץ מאורעות (event extraction) יכול להיחשב כתת תחום של SRL. מטלה זו היא מסוג חילוץ מידע (information extraction), ונועדה לחלץ מתוך טקסט, שהוא data לא מובנה (unstructured), מאורעות. לאחר שחולץ מאורע, ניתן להתייחס אליו כ-data מובנה, למשל, ניתן עבור כל מאורע לומר מהו סוג המאורע, מיקום וזמן של המאורע, והמשתתפים במאורע.*

*חילוץ מאורעות מורכב בדרך כלל מארבע תתי בעיות. לצורך ההדגמה נשתמש במשפט "* China purchased two nuclear submarines from Russia last month"*:*

1. *זיהוי ה-trigger (זיהוי המאורע) – trigger identification (TI): זיהוי הפועל או שם העצם שמעיד על המאורע. בדוגמה שלעיל, ה-trigger הוא "purchased" שכן מילה זו מעידה על מאורע הרכישה שהתבצע.*
2. *סיווג של ה-trigger (סיווג המאורע) – trigger classification (TC): לאחר שבשלב הקודם זיהינו מהו ה-trigger, כעת ניתן לסווג אותו לסוגי מאורעות. זוהי משימת קלסיפיקציה מתוך סט סופי של סוגי מאורעות. בדוגמה שלעיל, הסיווג של purchased הוא TRANSFER-OWNERSHIP.*
3. *זיהוי הארגומנטים – argument identification (AI): זיהוי (identification) של כל הארגומנטים המשוייכים ל-trigger. למשל בדוגמה לעיל הארגומנטים יכולים להיות: China, two nuclear submarines, Russia, last month.*
4. *סיווג הארגומנטים (argument role classification) – argument classification (AC): סיווג כל אחד מהארגומנטים שנמצאו בשלב הקודם לאחד מהסוגים שהוגדרו מראש ולפי סוג ה-trigger. למשל, בדוגמה שלעיל, China היא הקונה (BAYER), two nuclear submarines הם ה-artifact (הדבר שמוכרים), Russia היא המוכרת (SELLER) וlast month הוא הזמן (TIME).*

*כאמור, סיווג המאורע (ה-trigger) הוא מתוך רשימת מאורעות המוגדרת מראש, ועבור כל מאורע ישנה רשימה סגורה של ארגומנטים חוקיים. ניקח לדוגמה את ה-dataset ACE 2005. ב-dataset זה מתוייגים שמונה משפחות של סוגי מאורעות:*

* LIFE
* MOVEMENT
* TRANSACTION
* BUSINESS
* CONFLICT
* CONTACT
* PERSONELL
* JUSTICE

*ועבור כל משפחת מאורעות ישנם תתי מאורעות מתאימים. למשל, עבור המאורע LIFE קיימים 33 תתי מאורעות:*

* BE-BORN
* MARRY
* DIVORC
* INJURE
* DIE
* Etc.

*ב-ACE 2005 יש 28 סוגי ארגומנטים. חלקם ספציפיים למאורע מסוים (למשל VEHICLE-ARG למאורע MOVEMENT.TRANSPORT) חלקם מתאימים למספר מאורעות (למשל PERSON-ARG) וחלקם מתאימים לכל סוגי המאורעות (PLACE-ARG, TIME-ARG).*

*לצורך ביצוע חילוץ מאורעות ניתן להשתמש ב-BERT בגישת sequence labeling, כאשר כל token יסווג כאחד מהארגומנטים (מלבד ה-trigger). ניתן גם להתייחס לבעיה כ-span-based classification ולהשתמש ב-BIO format כפי שהוצג לעיל עבור SRL. בנוסף, עבור שתי הגישות, ניתן לבצע את ארבעת המשימות (TI,TC,AI,AC) בצורה טורית (pipeline), משימה אחרי משימה, או בבת אחד – רשת אחת לזיהוי וסיווג של ה-trigger והארגומנטים.*

*מבחינת האבלואציה, נהוג לבצע על כל תת משימה (ארבעת תתי המשימות שלעיל) בנפרד. על כל אחת מהמשימות ניתן להשתמש במדדים סטנדרטיים של recall, precision ו-F1. להלן טבלה המסכמת את נוסחאות המטריקות:*

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| ***Formula*** | ***Metric*** | ***Task*** |
|  | *Recall* | *Trigger Identification (TI)* |
|  | *Precision* |
|  | *F1* |
|  | *Recall* | *Trigger Classification (TC)* |
|  | *Precision* |
|  | *F1* |
|  | *Recall* | *Argument Identification (AI)* |
|  | *Precision* |
|  | *F1* |
|  | *Recall* | *Argument Classification (AC)* |
|  | *Precision* |
|  | *F1* |

Named Entity Recognition

*Named Entity Recognition, או בקיצור NER, היא מטלה נוספת בניתוח שפה. המטרה של NER היא זיהוי וסיווג ישויות (named entities) בתוך הטקסט. למשל, במשפט הבא:*

*“Apple Inc. is planning to open a new store in New York City”*

*נרצה לזהות את Apple Inc. כ****ארגון*** *(organization) ואת New York Cite כ****מקום*** *(location). להלן דוגמאות לישויות שונות:*

* *Person ("John Smith" or "Alice")*
* *Organization ("Google" or "United Nations")*
* *Location ("New York City" or "Mount Everest")*
* *Date ("January 1, 2023" or "Monday")*
* *Time ("2:30 PM" or "noon")*
* *Money ("$100" or "5 euros")*
* *Percentage ("20%" or "half")*
* *Etc.*

*ביצוע NER נעשה בדרך כלל בשיטות span-based כפי שראינו לעיל ב-SRL.*

Relation Extraction

*Relation Extraction הוא מטלה נוספת בהבנת שפה, אשר מטרתה זיהוי הקשרים שבין ישויות שונות בטקסט. את הישויות ניתן לזהות באמצעות NER ו-Relation Extraction יכול להתבסס על הישויות שזוהו, ולסווג את הקשרים בין הישויות. לדוגמה, במשפט “Barack Obama was born in Hawaii” הישויות הן Barack Obama (מסוג Person) ו-Hawaii (מסוג Place), והקשר ביניהם הוא born\_in. במשפט “John sent $100 to Mary”, הישויות הן John, 100$ ו-Mary, והקשר ביניהם הוא שליחה (sent).*

*הבסיס של Relation Extraction הוא ה-domain, ה-classes וה-relations. ה-domain מגדיר מהו ה-scope שעליו עובדים. למשל, domain יכול להיות רפואה, ספורט וכדו'. בתוך ה-domain מוגדרים ה-classes, שהם הקטגוריות של הישויות שקיימות ב-domain. למשל, תחת ה-domain של רפואה יכולות להיות הקטגוריות הבאות:*

* *Diseases: "diabetes," "cancer," "hypertension," or "influenza."*
* *Medications: "aspirin," "antibiotics," "insulin," or "chemotherapy drugs."*
* *Symptoms: "fever," "cough," "headache," or "fatigue."*
* *Etc.*

*על ה-classes שבתוך ה-domain מוגדרים הקשרים (relations). למשל, תחת ה-domain של רפואה ניתן להגדיר את הקשרים הבאים:*

* *Treats: "[ Medications aspirin] treats [Diseases headache]" or "[ Medications chemotherapy drugs] treat [Diseases cancer]."*
* *Causes: "[Factor smoking] causes [Diseases lung cancer]" or "[Factor unhealthy diet] causes [Diseases obesity]."*
* *Diagnoses: "[Medical Professionals Dr. Smith] diagnosed [Patient the patient] with [Diseases diabetes]."*
* *Etc.*

*נביא דוגמה נוספת. להלן קטע מתוך טקסט:*

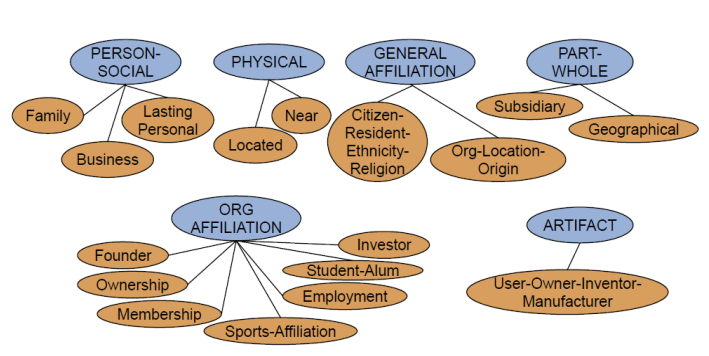
Citing high fuel prices, [ORG United Airlines] said [TIME Friday] it has increased fares by [MONEY $6] per round trip on flights to some cities also served by lower-cost carriers. [ORG American Airlines], a unit of [ORG AMR Corp.], immediately matched the move, spokesman [PER Tim Wagner] said. [ORG United], a unit of [ORG UAL Corp.], said the increase took effect [TIME Thursday] and applies to most routes where it competes against discount carriers, such as [LOC Chicago] to [LOC Dallas] and [LOC Denver] to [LOC San Francisco].

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| ***Entity*** | ***ID*** | ***Class*** |
| *United* |  | *Organization* |
| *UAL* |  | *Organization* |
| *American Airlines* |  | *Organization* |
| *AMR* |  | *Organization* |
| *Tim Wagner* |  | *Person* |
| *Chicago* |  | *Location* |
| *Dallas* |  | *Location* |
| *Denver* |  | *Location* |
| *San Francisco* |  | *Location* |

*בטקסט זה, ה-domain הוא תעופה, והוא מכיל את:*

*וכן קיימים הקשרים הבאים:*

*כלומר (United ו-UAL) מקיימים קשר של PartOf. ב-dataset של ACE מתויגים 17 סוגי קשרים שונים:*

**

*למשל:*

* *[PER He] was in [GPE Tennessee]:* ***Physical-Located***
* *[ORG XYZ], the parent company of [ORG ABC]:* ***Part-Whole-Subsidiary***
* *[PER Yoko]’s husband [PER Jhon]:* ***Person-Social-Family***
* *[PER Steve Jobs], co-founder of [ORG Apple]:* ***Org-AFF-Founder***

ניתן לגשת לבעיית ה-Relation Extraction כבעיית סיווג של sequence. BERT יקבל את המשפט בכניסה, ויחזה במוצא של token ה-[CLS] שלו את סוג הקשר המופיע במשפט. ניתן להשתמש בייצוג Partly de-lexicalized, כלומר להחליף חלק מהמילים במשפט ב-placeholders, במקרה שלנו להחליף את ה-Entities שעליהם מעוניינים לחזות את הקשר ביניהם ב-class המתאים. למשל, במקום לתת ל-BERT את המשפט He was in Tennessee, ניתן לו את המשפט [PER] was in [GPE]. שיטה זו מאפשרת להכליל בצורה יותר טובה ולהימנע מ-overfitting.

Coreference

*Coreference היא מטלה נוספת בהבנת שפה טבעית. המטרה היא להבין האם שתי ישויות המוזכרות (Entity coreference) או שני האירועים המוזכרים (Event coreference) מתייחסים לאותו הדבר. למשל במשפט הבא:*

***Barack Obama*** *started his speech. It was the first time the* ***former president of the United Stated*** *visited that city.*

*האם* ***Barack Obama*** *ו-* ***former president of the United Stated****מתייחסים לאותה ישות (אותו אדם), והאם בדוגמה הבאה:*

*s1: Smith, 26, who played a young political re searcher in the show, will become the biggest star of all after* ***winning*** *the role of the 11th Doctor.*

*s2: The guy is relatively unknown and the skeptics wondered if the right person was* ***chosen****.*

*האם* ***winning****ו-* ***chosen****מתייחסים לאותו האירוע.*

Complex Event Identification

*לפעמים חשוב לזהות מאורע (event) ברמה גבוהה יותר מרמת המשפט הבודד, כלומר מאורע שמתואר במספר משפטים. ניתן להגיע לאבסטרקציה של האירועים עד שמגיעים לתיאור המאורע ברמת* ***המסמך****. הרעיון הוא לסווג בצורה היררכית את המשפטים במסמך על סמך מאורעות בסיסיים יותר. הסיווג יכול שלא להתבסס על מיקום המשפט בטקסט. ניתן להתייחס לבעיה זו כבעיית clustering, כאשר כל cluster מייצג מאורע ברמה גבוהה יותר בהיררכיה. אחת הגישות לביצוע clustering כזה הוא על ידי* ***paired representation learning****. בגישה זו, אנו יוצרים ייצוג לכל משפט, כך שמשפטים השייכים לאותו complex event יהיו קרובים אחד לשני, ומשפטים שאינם שייכים לאותו complex event יהיו רחוקים. בהינתן dataset מתויג של complex events, נדגום בכל שלב זוגות של משפטים, ונבצע אופטימיזציה למודל כך שהמרחקים האוקלידיים בין הייצוגים של המשפטים שהמודל מוציא יהיו קרובים עבור זוגות מאותו complex event.*

Question Answering

*מטלה נוספת בהבנת שפה טבעית היא question answering, או השבה על שאלות. נתמקד בשלושה סוגי QA. הסוג הראשון נקרא extractive QA, בו בהינתן קטע טקסט ושאלה המודל יפיק מהטקסט את התשובה לשאלה. הסוג השני נקרא extractive QA + IDK כאשר IDK הוא ראשי תיבות של I don’t know. בסוג הזה של QA המודל יכול בנוסף להחזיר תשובה "IDK" כאשר התשובה לשאלה לא מופיעה בטקסט. הסוג השלישי הוא שאלות כן ולא (Yes/No QA).*

Extractive QA

*מטלה זו, אשר נקרא גם reading comprehension, מטרתה למצוא את ה-span של התשובה לשאלה בתוך הטקסט. למשל, בהינתן השאלה:*

What was William Johnson's Iroquois name?

*והטקסט:*

The Iroquois sent runners to the manor of William Johnson in upstate New York. The British Superintendent for Indian Affairs in the New York region and beyond, Johnson was known to the Iroquois as **Warraghiggey**, meaning "He who does great things."

*המטרה היא למצוא את המילים שבהן מופיעות התשובה – במקרה זה Warraghiggey. ההנחה ב-Extractive QA היא* ***שהתשובה מופיעה בטקסט****. הדוגמה שהבאנו לקוחה מתוך SQuAD dataset אשר מכיל 100,000 זוגות של שאלות ותשובות. הקטעים עליהם כתובות השאלות לקוחים מוויקיפדיה. ה-dataset נחשב עשיר ומגוון, וקיימות בו דוגמאות רבות לא טריוויאליות, למשל הצורך להכיר מילים נרדפות (בכ-33% מהדגימות), ידע מהעולם (9%), הבנת תחביר (64%), הסקת מסקנות ממספר משפטים שונים (14%) ועוד.*

*ניתן לפתור את הבעיה באמצעות מודל BERT. המודל, לאחר שעבר pre-training על MLM ועל NSP, יעבור fine-tuning, כאשר ה-input של המודל יהיה השאלה והקטע, כאשר מפריד ביניהם token של [SEP] (אותו token שנעשה בו שימוש ב-NSP), וה-output של המודל יהיה פרדיציה של start ו-end ל-span של התשובה. בנוסף, נוסיף לכל אחד מהtokens שבשאלה embedding שנסמן A, ובקטע B, על מנת לסמן למודל איזה מה-tokens שייכים לשאלה ואיזה שייכים לקטע.*

*את הקלסיפיקציה נבצע בצורה הבאה. נגדיר שני וקטורים (נלמדים) , ונשתמש בהם כדי לחזות את ההתחלה והסוף של ה-span. את ההתחלה נחזה באמצעות softmax על כל הembeddings של המילים שבקטע:*

*ואת הסוף נחזה באותה הצורה:*

*ה-loss במהלך האימון הוא:*

*כאשר הם המיקומים המתויגים של ההתחלה והסוף של התשובה. לטובת הפרדיקציה, נחשב ניקוד עבור כל זוג של התחלה וסוף:*

*עבור , וניקח את הזוג עם הניקוד הגבוה ביותר.*

Extractive QA with IDK

*מטלה זו דומה למטלה הקודמת, אלא שכאן השאלה יכולה להיות ללא תשובה בקטע. במקרה זה על המודל להחזיר IDN (I don’t know) על שאלה זו. SQuAD 2.0 הוא הרחבה של SQuAD 1.1, וכולל בתוכו גם 50,000 שאלות שהתשובה להן היא IDK. השאלות נכתבו על בסיס שאלות שהתשובה קיימת בטקסט אשר שונו מעט, כך שהתשובה IDK אינה טריוויאלית. שאלות אלו הן קשורות לקטע, וקיים בו "plausible answer", כלומר תשובה שהייתה יכולה להיות נכונה אם השאלה הייתה מעט שונה.*

*הגישה לפתרון בעיה זו דומה מאוד לפתרון בעיית ה-Extractive QA ללא IDK, עם שינוי אחד – הוספת חיזוי האם התשובה קיימת בקטע על בסיס token ה-[CLS] (ה-token הראשון ב-BERT). בזמן הפרדיקציה, מחושבים הביטויים:  
כאשר הביטוי הראשון שייך לחיזוי האם קיימת תשובה בקטע והביטוי השני שייך לחיזוי מיקום התשובה בקטע (במידה וקיימת). על מנת לחזות IDK מחושב:  
כאשר ניתן לבצע אופטימיזציה על על מנת למקסם את ה-recall/precision על פי דרישת המערכת.*

*גישה אחרת לפתרון היא לא לאמן על שאלות ללא תשובה, ובזמן inference לחזות IDK במידה וה-score המקסימלי קטן מסף כלשהו. לחילופין, ניתן לאמן את המודל כך שיחזה בתחילה האם קיימת תשובה בקטע (סף סטטי במקום סף דינמי כפי שהוצע בפיתרון הראשון), או לאמן מודל נוסף אשר יחזה האם קיימת תשובה בקטע.*

*על מנת לבצע אבלואציה ניתן להשוות את ה-span שחזה המודל ל-span המתויג, בדומה למה שנעשה בבעיות הקודמות שהצגנו המבוססות span. SQuAD מכיל מספר אופציות ל-span עבור כל דגימה, ולכן ניתן להחשיב את התיוג כנכון אם הוא זהה לאחד מהאופציות. לאחר שנבדק האם החיזוי נכון או לא, ניתן להשתמש במדדים הסטנדרטיים: recall, precision ו-F1. בנוסף, יהיה מדד נוסף לחיזוי ה-IDK.*

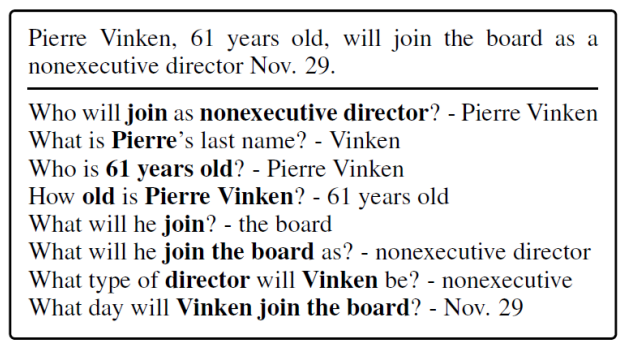
Yes/No QA

*הסוג האחרון של ה-QA שנסקור הוא שאלות "כן ולא". מטלה זו דומה למטלות הקודמות, נתון קטע ושאלה על הקטע. ההבדל הוא שהתשובה יכולה להיות רק "כן" או "לא". קיים dataset לסוג כזה של שאלות בשם BoolQ, המכיל 9,000 שאלות ותשובות.*

*ניתן למדל בעיה זו כבעיית pair-wise sentence classification, כלומר חיזוי על זוג משפטים (כמו NSP). בהינתן שני המשפטים: השאלה והקטע, מתבצעת קלסיפיקציה בינארית. גם בעיה זו ניתן לפתור באמצעות BERT בדומה ל-sequence classification.*

QAMR

*Question-Answer Meaning Representation (Michael et al., 2018), או בקיצור QAMR, הוא מאמר אשר קושר קשר מעניין בין בעיות QA לבעיות predicate-argument (בעיות מהסוג של SRL שהוזכרו לעיל). מטרת המאמר היא לענות על השאלה האם ניתן להשתמש ב-QA על מנת לבצע ניתוח סמנטי של טקסט. בעבודה זו, אספו dataset של 5,000 משפטים כאשר בכל משפט נשאלו שאלות בסיסיות על המשפט שמהם ניתן להסיק תיוגים של predicate-argument. להלן דוגמה הלקוחה מתוך המאמר:*

**

*הייתרון באיסוף data כזה הוא שלא נדרש מומחה שיתייג עבור כל משפט מהו הנשוא שלו ומהם הארגומנטים המתאימים לו (כפי שנעשה ב-SRL), אלא אלה שאלות שכל אדם ממוצע יכול לנסח ולענות עליהם. בנוסף, שאלות אלה מתארות את כל המידע הדרוש לביצוע המטלה של חיזוי predicate-argument. לאחר שמאומן מודל על ה-data הזה, ניתן לבצע fine-tuning על מנת לתייג SRL או לענות על Extractive QA.*

Textual Entailment (גרירה טקסטואלית)

*גרירה טקסטואלית היא היכולת להסיק את היחס הלוגי בין שני משפטים, או ליתר דיוק, האם משפט נובע ממשפט אחר. בדרך כלל הדרישה היא להסיק האם משפט ב'* ***נובע*** *ממשפט א',* ***סותר*** *אותו או* ***ניטראלי*** *(לא נובע אך לא סותר). בעיה זו נקראת Recognizing Textual Entailment (RTE), Textual Entailment (TE) או Natural Language Inference (NLI).*

*כל דגימה מורכבת מהנחה (premise) והיפותזה (hypothesis) , והפרדיקציה יכולה להיות אחד משלושת הקטגוריות: ENTAILMENT (נובע), CONTRADICTION (סותר) או NEUTRAL (ניטרלי). להלן דוגמאות:*

*Premise: Jane, who is a native of Los Angeles, married a lawyer from New-York.*

*Hypothesis: Jane was born in Los Angeles.*

*Label: ENTAILMENT*

*Premise: Jane, who is a native of Los Angeles, married a lawyer from New-York City.*

*Hypothesis: Jane married in New-York City.*

*Label: NEUTRAL*

*Premise: Jane, who is a native of Los Angeles, married a lawyer from New-York City.*

*Hypothesis: Jane was born in France.*

*Label: CONTRADICTION*

*Stanford Natural Language Inference Dataset (SNLI) הוא dataset המכיל כ-570,000 דגימות כאלה, אשר תויגו באמצעות crowdsourcing. ברוב המקרים ישנו תיוג מוסכם, אך קיימות דוגמאות בהן המתייגים לא הסכימו על התיוג. במקרים כאלה התיוג בפועל נבחר על פי הרוב. בנוסף, Multi-NLI או MNLI (Williams et al., 2018) הוא dataset מפורסם נוסף לגרירה טקסטואלית המכיל 300,000 דוגמאות בסט האימון. MNLI מכיל משפטים מ-10 מקורות שונים, ולכן נחשב למגוון. אחת ממטרותיו היא להתמקד בהסקה שקשורה לזמן ול-modality (למשל should).*

*עם זאת, קיימים מאמרים שמראים שבתהליך התיוג קיימים תוצרי לוואי ב-data כך שלעיתים ניתן להסיק את התיוג רק על פי ההיפותזה, ללא שימוש בהנחה כלל. דבר זה נובע משיטת הבניה של ה-data. בתהליך הבניה, למתייגים ניתן משפט הנחה, אשר לקוח למשל מתוך caption של תמונה (תיאור טקסטואלי של תמונה), והם צריכים לנסח שלושה משפטים, אחד שנובע מההנחה, אחד הסותר אותה ואחד ניטראלי. ניתן להראות (Gururangan et al.) כי משפטי נביעה (entailment) לעיתים רבות מכילות משפטים ללא מגדר, למשל אם בהנחה מסופר על "שתי נשים וגבר..." המתייג יכתוב במשפט הנביעה "שלושה אנשים...". לעומת זאת, משפטי סתירה (contradiction) מכילים הרבה* ***מילות שלילה****. באחת העבודות הראו כי ניתן לאמן מסווג שמגיע ל-accuracy של 67% על SNLI ו-53% על MNLI כאשר הוא מאומן אך ורק על ההיפותזות.*

*גם מטלה זו ניתן למדל כ-pair-wise sequence classification. ניתן להשתמש ב-BERT בדומה לדרך שתוארה עבור Yes/No QA, עם ההבדל שהתיוג הוא על שלושה classes ולא על שנים.*

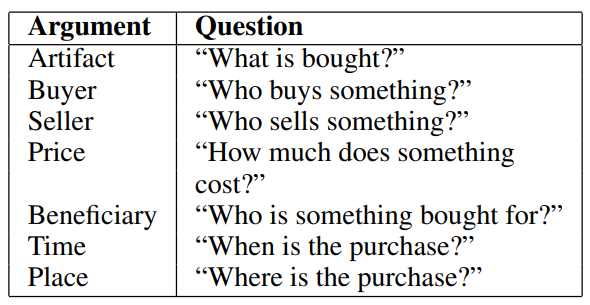
Prompting for NLU

*בפרק זה נדון בשלושה נושאים. הראשון הוא למידה באמצעות מטלות קרובות, למשל שימוש בלמידה של sentiment analysis ללמידה של event argument extraction. הנושא השני הוא template based learning, והשלישי למידה באמצעות הוראות או דוגמאות (Instruction based learning).*

Proxy-Task Based Learning

*קיים אתגר בפרדיגמה הנפוצה היום של pretraining ו-fine tuning, שלמודל קשה להכליל גם לאחר ה-fine tuning. למשל, מודל שהגיע לביצועים טובים על SQuAD לא בהכרח יביא ביצועים טובים כאשר יקבל דוגמאות על domains שהוא לא ראה (Sulem et al., 2021). דוגמה נוספת, ב-SRL המודל בדרך כלל לומד ספציפית את הפורמליזם עליו הוא אומן ולא יודע להכליל למטלות דומות.*

*בעבודה שנעשתה על ידי Lyu et al. הציעו להתמודד עם הנושא על ידי שימוש במודל מאומן למטלה אחרת שיכולה לעזור למטלה שאותה רוצים ללמוד. למשל, שימוש במודל שאומן על Textual Entailment או על Question Answering על מנת לבצע Event Extraction ב-zero shot. למשל, משתמשים במודל QA אשר יענה על שאלה מוגדרת מראש על מנת לסווג את הארגומנטים. דוגמאות לשאלות כאלה לסיווגים שונים לארגומנט עבור event של TRANSFER-OWNERSHIP ניתן למצוא בטבלה הבאה (מתוך המאמר):*

**

*מאמר אחר של Sainz et al. (2022) מראה שימוש במספר datasets של TE על מנת לאמן מודל שניתן להשתמש בו ל-Relation Extraction.*

*כפי שראינו לעיל (בפרק על SRL), במטלת Event Extraction אנו מעוניינים לזהות את ה-trigger ואת הארגומנטים של ה-trigger ולסווג אותם לקטגוריות. למשל, בקטגוריה של TRANSFER-OWNERSHIPנסווג את הקונה, המוכר, זמן הקניה, ועוד. הגישות המסורתיות, אלה שהצגנו לעיל, ניגשות לבעיה כבעיית supervised learning. גישה זו היא הפשוטה והבסיסית ביותר, וקיימים datasets רבים שתויגו לטובת המטלה, אך יש לה מספר חסרונות. ראשית התיוג יקר, שכן הוא לוקח זמן ודורש מומחי תוכן לביצוע התיוג. בנוסף, datasets שונים מתויגים תחת קונבנציות שונות (שאת חלקן ראינו לעיל), מה שגורם לכך שכל dataset יהיה מעט שונה, ויהיה קשה להכליל מאחד לשני. בנוסף, בדרך כלל קיימים תחומים סמנטיים (domains) ספציפיים לכל dataset וקשה למודל שאומן על dataset אחד להכליל לתחומים שאותם הוא לא מכיר. בעיה נוספת היא שאם נרצה להוסיף event חדש נצטרך לאסוף data על ה-event ועל המבנה שלו ולאמן שוב מודל על כל ה-data כולל ה-event החדש.*

*בגלל כל הבעיות הללו, הוצעה גישה לביצוע event extraction באמצעות מטלות אחרות, למשל QA, ללא צורך באימון מודל. הרעיון הוא שניתן להגדיר עבור כל event אוסף שאלות, אשר מהתשובות להן ניתן לבצע event extraction בצורה ישירה. ניתן באמצעות אותו מודל QA להכליל ל-datasets שונים של event extraction ולתחומים שונים שלא קיימים ב-dataset זה או אחר.*

*לצורה הדגמה, נשתמש בדוגמה שהובאה לעיל בפרק על SRL:*

China purchased two nuclear submarines from Russia last month.

*בשלב הראשון נזהה את ה-trigger (למשל באמצעות אלגוריתם rule based פשוט) – purchased.*

*לאחר מכן נשתמש במודל QA לסיווג ה-trigger. למשל, במודל Yes/No QA:*

* *Q: “Did someone go on vacation?”*
* *A: “No” (*⇒ *GOING-ON-VACATION X)*
* *Q: “Did someone have a birthday party?”*
* *A: “No” (*⇒ *BIRTHDAY-PARTY X)*
* *Q: “Did someone transfer ownership?”*
* *A: “Yes” (*⇒ *TRANSFER-OWNERSHIP V)*

*באותה מידה, ניתן להשתמש במודל של Textual Entailment במקום במודל Yes\No QA, על ידי הצגה של המשפט עצמו כהנחה (premise) ואת המשפט “this text is about {event type}” כהיפותזה (hypothesis). בצורה כזאת ניתן להסיק את סיווג ה-trigger. לאחר מכן, ניתן לשאול את השאלות המתאימות לסוג ה-trigger באמצעות מודל Extractive QA. למשל:*

* *Q: “What was purchased?”*
* *A: “Two nuclear submarines”. (⇒Artifact-Arg)*
* *Q: “Who purchased two nuclear submarines?”*
* *A: “China”. (⇒Buyer-Arg)*
* *Q: “Who did China purchase two nuclear submarines from?”*
* *A: “: Russia”. (⇒Seller-Arg)*

*קיימות מספר עבודות אשר בדקו גישות אלה, למשל Lyu et al. ו-Sainz et al.. גישות אלה עובדות משמעותית טוב יותר מגישות אחרות שאינן משתמשות ב-supervision, אבל קיים פער משמעותי בין הגישות הללו לגישות supervised learning. קיימים מספר מקורות לשגיאה, הן בחילוץ ה-event והן בחילוץ הארגומנטים. למשל, בחילוץ ה-event לפעמים נדרש קונטקסט ארוך יותר להבנה, דוגמה לכך ניתן לראות במשפט הבא:*

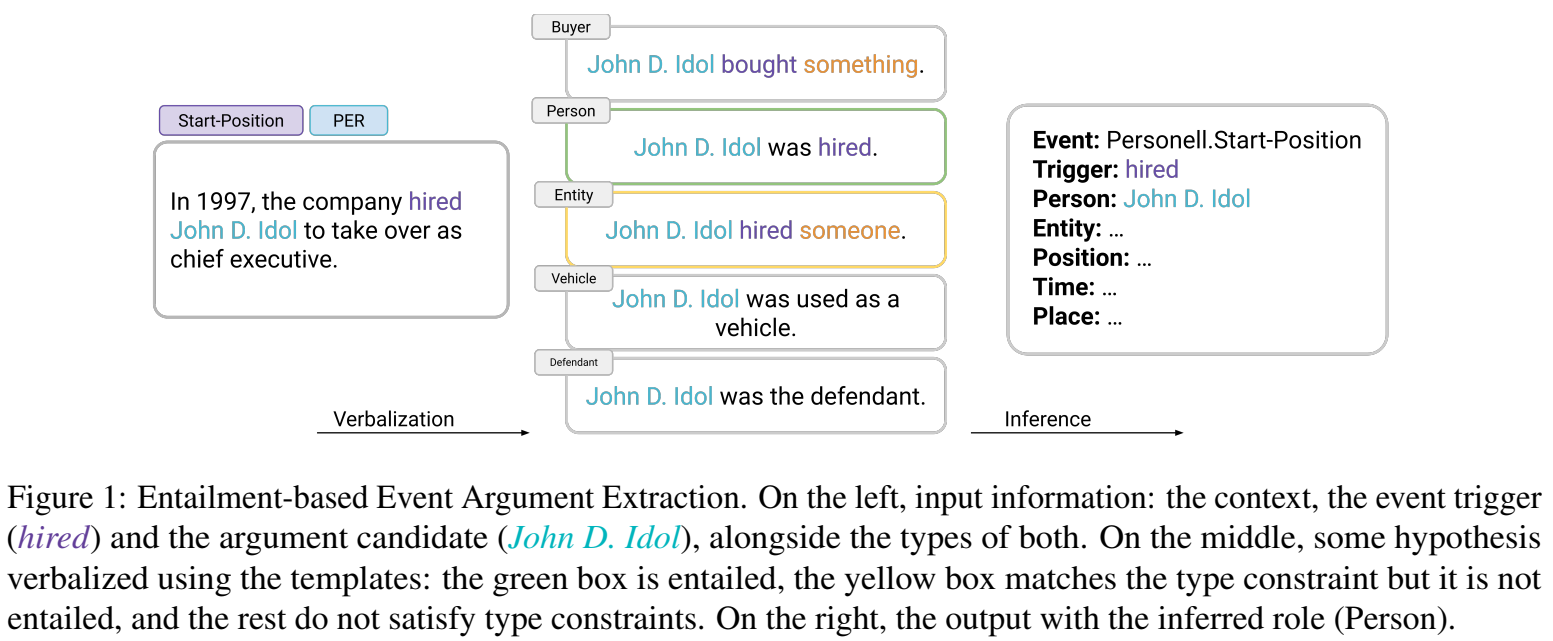
*“Turkey sent 1,000 troops ... and said* ***it would send more****.”*

*אם המודל רואה רק את המילים המודגשות על מנת לסווג את המאורע (כאשר ה-trigger הוא send), המודל עלול לסווג את המאורע כ-TRANSFER-MONEY, כאשר הסיווג הנכון הוא TRANSPORT, אך ניתן להגיע למסקנה זו רק אם רואים את תחילת המשפט. מקור נוסף לשגיאות הוא מקרים בהם ישנה יותר ממשמעות אחת למשפט. למשל:*

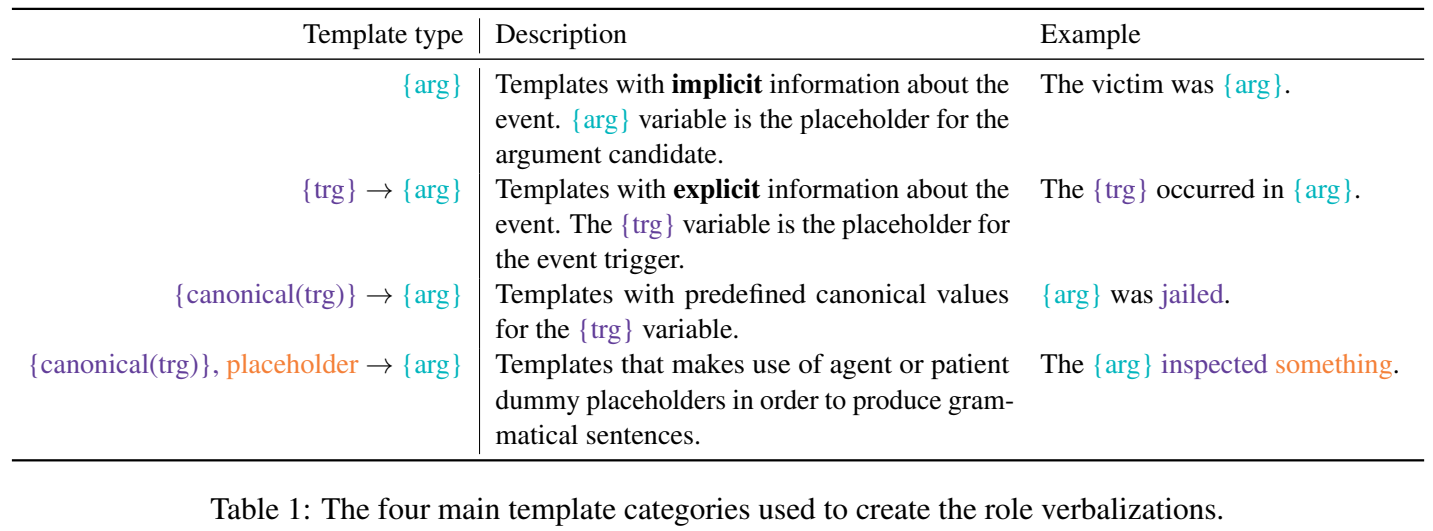
*“A unit* ***meets*** *in confidential sessions to review terrorist activities* ***in Europe****.”*

*הביטוי “in Europe” יכול להתייחס במקרה זה לפגישה (meets in Europe) או לפעולות הטרור (terrorist activities in Europe). כאשר שואלים את המודל "איפה הפגישה קרתה?" המודל עלול לענות "in Europe" למרות שזו לא התשובה הנכונה. בנוסף השאלות עלולות להיות מנוסחות לא נכון, ויתכנו בעיות נוספות.*

*עבודה נוספת שנעשתה על ידי Sainz et al. (2022) מראה שימוש ב-TE לצורך חילוץ ארגומנטים (argument extraction). בהינתן מודל TE מאומן, ואלגוריתם שיודע לחלץ את ה-trigger ומועמד לארגומנט, ניתן להציב את ה-trigger והארגומט בתוך טמפלייטים שונים, ולבדוק באמצעות מודל ה-TE האם המשפט שנוצר נובע מהמשפט המקורי.*

**

*להלן מספר templates שנעשה בהם שימוש במאמר:*

**

*עוד דבר מעניין שהראו במאמר הוא שכאשר מודל ה-TE אומן על מספר datasets שונים הוא מכליל טוב יותר ומניב ביצועים טובים יותר במשימת חילוץ הארגומנטים. להלן ההבדלים בביצועים על datasets שונים, כאשר ההשוואה נעשתה בין מודל TE שאומן על MNLI בלבד מול מודל שאומן על MLNI, FEVER, SNLI ו-ANLI. ההבדל בין העמודות הוא האם הבדיקה נעשתה ב-zero shot (0%), ב-few shot (5%) או באימון supervised מלא (100%).*

*A screenshot of a table

Description automatically generated*

*ANLI הוא dataset שנועד להכיל דוגמאות קשות ל-NLI. במהלך בניית ה-dataset המתייגים נדרשו למצוא דוגמאות שבהם המודל הטוב ביותר שהיה קיים יטעה. לאחר שנאספו דוגמאות כאלה, אומן מודל מחדש ושוב ניתן למתייגים למצוא דוגמאות בהם המודל החדש טועה. תהליך זה התבצע מספר פעמים כך שנאספו דוגמאות קשות. FEVER הוא dataset לחילוץ ובדיקה של עובדות (Fact Extraction and VERification). שלושת ה-classes הם: SUPPORTED, REFUTED ו-NOT ENOUGH INFO.*

*עד כה תיארנו כיצד ניתן להשתמש במטלה אחת (TE) על מנת לפתור מטלה אחרת (event extraction). אך ניתן להשתמש באותו הרעיון גם במטלות אחרות. למשל, ניתן לפתור את מטלת relation extraction (זיהוי הקשרים שבין הישויות במשפט, כפי שדנו לעיל) באמצעות מודל QA (Li et al., 2019) או מודל TE (Sainz et al., 2021). דוגמה נוספת היא ביצוע סיווג של נושא (על איזה נושא מדובר במשפט) או רגשות (האם המשפט מבטא רגש חיובי או שלילי) באמצעות TE (Yin et al., 2019) או QA (Puri and Catanzaro, 2019). בנוסף, ניתן לבצע coreference resolution (עיין לעיל) באמצעות QA (Wu et al., 2020).*