

עיבוד שפות טבעיות

תרגיל בית 2

שם: רנים אברהמים (212920896), אסיל נחאס (212245096)

מבוא:

במהלך התרגיל התבקשנו לבנות וליישם מודלי שפה המבוססים על טריגרמות קורפוס שנלקח מפרוטוקולים של הכנסת. המטרה היא לחשב הסתברויות הופעת משפטים וטוקנים לפי מודל סטטיסטי המבוסס על תדירות הרצפים בקורפוס, וכן לאתר קולוקציות נפוצות ולבצע משימות השלמה וחיזוי טוקנים חסרים במשפט.

הקורפוס מחולק לשני סוגים: משפטים שמקורם בפרוטוקולים מסוג "ועדה" ומשפטים שמקורם בפרוטוקולים מסוג "מליאה". בהתאם לכך, נדרשו שני מודלי שפה נפרדים: אחד לוועדות ואחד למליאות.

שלב 1:

בניית מודלי השפה:

בשלב זה התבקשנו לבנות מודלים המבוססים על טריגרמות. רעיון הטריגרמה הוא שחיזוי הטוקן הבא במשפט מתבסס על שני הטוקנים הקודמים לו.

מחלקת: Trigram_LM

בנינו מחלקה המאגדת את כל המבנים והפונקציות הדרושים למודל השפה: שמרנו במבנה נתונים את ספירות היוני-גראמס (טוקן יחיד), הבי-גראמס (זוג טוקנים רציפים) והטרי-גראמס (שלישיות טוקנים רציפות) עבור כל אחד משני סוגי הפרוטוקולים: ועדות ו- מליאות. עקבנו אחר מספר הטוקנים הכולל וספירת כל מילה, כדי שנוכל לחשב הסתברויות בהמשך. הוספנו שני טוקני דמה בתחילת כל משפט, וכן טוקן סיום על מנת לטפל במקרים של תחילת המשפט וסופו לפי הדרישות.

וגם הגדרנו את הלמידות שיהיו המשקל של כל n -gram כך שבמהלך חישוב ההסתברויות של ה- n grams נרצה לתת יותר משקל ל- trigrams ביחס ל bigrams / unigrams כי

בנינו פונקציה שמחשבת את כמות הטוקנים וגם מצרפת להם טוקני הדמה הפונקציה גם מחשבת את כמות ה- n grams. הפונקציה נקראת `fit_model_to_sentences`.

במחלקה שלנו גם קיימות הפונקציות הבאות:

פונקציית: `calculate_prob_of_sentence`

פונקציה זו מקבלת משפט ומחזירה את לוג ההסתברות שלו לפי המודל.

הוספנו למשפט את הטוקנים הדמה בתחילתו ובסופו.

עברנו על כל טוקן במשפט (החל מהטוקן השלישי) וחישבנו את ההסתברות שלו בהתבסס על שני הטוקנים הקודמים.

ההסתברות חושבה בשיטת נראות מקסימלית עם החלקת לפלס כדי למנוע הסתברויות אפס, ועשינו את החישוב הזה בעזרת הפונקציה `compute_smoothed_probability` כך שהפונקציה בודקת על פי איזה n-gram אנחנו מחשבים את ההסתברות ומציבה בנוסחה שלוקחת את הכמות של ה-ngrams ומוסיפה 1 ומחלקת בכמות הכללית ועוד גודל השפה.

השתמשנו באינטרפולציה ליניארית: שילבנו את הסתברות היוני-גרם, הבי-גרם והטרי-גרם תוך שימוש במשקלים שנבחרו. בתחילה תכננו משקלים שונים, אך על פי ההנחיות ניתן לבחור משקלים ולהסביר בדו"ח. בדוגמה שלנו בחרנו משקלים כך שהטריגרם מקבלת משקל גדול (0.99), הביגרם משקל קטן (0.003) והיוניגרם משקל בינוני (0.007), במטרה להסתמך יותר על ההקשר הרחב (שני טוקנים אחורה) והסיבה לכך היא כי לפעמים רוצים להסתמך על הקונטקסט ולכן נותנים משקל גבוה ל-trigrams וגם נותנים משקל שהוא בינוני ל-unigrams כי לפעמים נרצה לתת משמעות רק לטוקן אחד ולא לקונטקסט רחב כדי להפחית את "הרעש" שה-bigrams יכולים להוסיף

לבסוף סכמנו את לוג ההסתברויות של כל הטוקנים במשפט וקיבלנו לוג הסתברות כוללת למשפט.

פונקציית: `generate_next_token`

פונקציה זו מקבלת צירוף של טוקנים וחוזרת את הטוקן הבא.

בדקנו אם צריך להוסיף טוקני דמה ובחישוב של ההסתברות לטוקן שרוצים לבחור אותו התעלמנו מטוקני הדמה

גם פה חישבנו הסתברות לכל מילה במילון לפי טריגרם, בי-גרם ויוני-גרם בתוספת החלקת לפלס שמחשבים בעזרת הפונקציה `compute_smoothed_probability` שהזכרנו קודם.

בחישוב ההסתברות המקדמים שבחרנו הם אותם מקדמים שהגדרנו במחלקה ($\text{Lambda_bigram} = 0.007$, $\text{lambda_unigram} = 0.003$ $\text{lambda_trigram} = 0.99$) כך שנתנו משקל יותר ל-trigrams כדי לקבל תשובה מדויקת יותר.

לאחר חישוב ההסתברויות עבור כל טוקן, בחרנו את הטוקן בעל ההסתברות הגבוהה ביותר והחזרנו אותו יחד עם לוג ההסתברות שלו.

שלב 2:

קולוקציות:

בשלב זה התבקשנו להחזיר את 10 הקולוקציות הנפוצות ביותר באורכי 2,3,4 בכל אחד משני סוגי הקורפוסים (ועדות ומליאות), לפי שני מדדים: (frequency) ו-TF-IDF.

לכן כדי לעשות כך נצטרך לממש פונקציה שמחזירה לנו את k הקולוקציות באורך n הכי נפוצות בקורפוס על ידי מדד מסוים. לכן מימשנו את הפונקציה הבאה:

פונקציית: `get_k_n_t_collocations`

חילקנו את המשפטים לפי סוג הפרוטוקול: (committee, plenary)

יצרנו n -grams מהמשפטים לדוגמה: (2-grams, 3-grams, 4-grams)

אם המדד הוא "frequency", סיננו רק את ה- n grams שמופיעות לפחות t פעמים, מיינו אותם לפי התדירות בסדר יורד ולקחנו את ה- k המובילים.

אם המדד הוא "tfidf", חישבנו TF-IDF עבור כל n gram, סיננו לפי הסף t , מיינו לפי ערך TF-IDF, ולקחנו את ה- k הגבוהות ביותר.

את התוצאות הדפסנו לקובץ `kneset_collocations.txt` בפורמט הנדרש.

תוצאות לדוגמה מתוך הקובץ `kneset_collocations.txt`:

ניתן לראות בקובץ כי הקולוקציות הנפוצות ביותר (במדד תדירות) כוללות המילים "אני" "זה" וכן מילים מפתח כמו "חבר הכנסת", "היושב - ראש", "אדוני". זה מצביע על כך שבקורפוסים יש הרבה תבניות טקסטואליות שחוזרות (כמו קריאות ביניים, שמות דוברים, סמלי פורמליות).

במדד ה-TF-IDF ניתן לראות הבדלים גדולים: הקולוקציות עם ערכי TF-IDF גבוהים הן עדיין קולוקציות חוזרות, אך המיקום שלהן מבחינת TF-IDF מעיד על כך שהן "ייחודיות" יחסית בתת-קורפוס מסוים.

בפונקציה `get_k_n_t_collocations` השתמשנו בפונקציות עזר כמו `calculate_ngram_frequencies` שמחשבת את כמות ה- n grams במשפטים, ואנחנו נשתמש בערך הזה כדי לחשב את ערך ה-`tfidf`, ולחשוב ערך ה-`tfidf` נשתמש גם בפונקציית עזר `compute_tfidf` שמחשבת הערך על ידי הצבת הארגומנטים המועברים לפונקציה כמו `ngram_frequencies`, `ngram`, `document_frequencies`, `num_documents` בנוסחת המדד ולאחר החישוב הפונקציה מחזירה את התוצאה.

שלב 3:

יישום מודלי השפה:

פונקציית: `mask_tokens_in_sentences`

בחרנו אקראית 10 משפטים מתוך קורפוס הוועדות, כל משפט באורך של לפחות 5 טוקנים. מסכנו 10% מהטוקנים בכל משפט (לפחות טוקן אחד) בעזרת "[*]". את המשפטים המקוריים כתבנו לקובץ `original_sampled_sents.txt` ואת הממוסכים כתבנו לקובץ `masked_sampled_sents.txt`.

ניבוי הטוקנים החסרים: (`generate_results`)
לאחר שמסכנו את הטוקנים, השתמשנו במודל המליאה (`plenary`) לחזות מה הטוקן החסר. למשל, אם המשפט היה "אדוני [*] אתה שאלת, אני אענה", המודל ניסה לנבא את המילה במקום "[*]" בקובץ התוצאות `sampled_sents_results.txt` ניתן לראות שחזה " ,", כנראה כי "אדוני, אתה שאלת, אני אענה" הייתה אופציה שהמודל העריך כבעלת הסתברות גבוהה יחסית.

כמו כן, חישובנו את ההסתברות של המשפט המשוחזר בכל אחד משני המודלים (מליאה וועדה) והדפסנו את התוצאות. ניתן לראות שהסתברויות הלוג משתנות, ולעיתים המשפט מתאים יותר למודל המליאה ולעיתים למודל הוועדה.

חישוב: Perplexity

חישובנו את ה Perplexity -עבור הטוקנים הממוסכים בלבד. Perplexity הוא מדד לאיכות המודל: ככל שהוא נמוך יותר, כך המודל מתאים יותר לנתונים. בקובץ `perplexity_result.txt` התקבל ערך גדול מאוד (1024.50). משמעות הדבר היא שהמודל, במימוש הנוכחי לא מנבא היטב את הטוקנים הממוסכים. זה צפוי, שכן המודל הוא די בסיסי. ראינו עם הרבה ניסויים גם שכלל אנחנו משנים את הלמדות ונותנים משקל יותר גבוה ל trigrams קיבלנו perplexity יותר טובה אבל הגענו למצב שבו הלמדות החלו להשפיע באופן רע על ה perplexity.

הנוסחה שהשתמשנו בה היא: 2^H כך ש: $H = 1/N * \log(P(W1,...,Wn))$.

הסבר על הבחירות והמשקלות:

בחרנו משקלים ($\lambda_1 = 0.99$, $\lambda_2 = 0.003$, $\lambda_3 = 0.007$) המעדיפים באופן כבד את הטריגרמה, בתקווה שהקונטקסט הרחב יותר יסייע לחיזוי מדויק.

גם ראינו שכאשר השתמשנו בלמדות שנותנות העדפה פחות ל trigrams קיבלנו ערך perplexity גדול יותר ממה שקיבלנו עם הבחירה של $\lambda_{trigrams} = 0.99$ וגם כאשר נסינו לתת משקל יותר גבוה, למשל: $\lambda_{trigrams} = 0.999$ מצאנו שגם ערך ה perplexity עלה, לכן מפני המשקלים שבחרנו נתנו התוצאה הכי טובה דרך trial and error, החלטנו לקחת אותם להיות הבחירה שלנו.

שלב 4:

שאלה 1:

הקולקציות על פני התדירות יש להם משמעות חלקית ויכולות כמעט לספר לנו משהו על תוכן הקרפוס, אם אנחנו מסתכלים על 2 מילים ו 3 מילים בשני הקורפסים:

א. קורפוס הוועדות: הופיעו לנו מילים כמו "אני", "אני רוצה", "אנחנו", אלו קולקציות שהם כללים אשר לא נוכל להבין שום דבר על תוכן הקמפוס חוץ משהוא מהווה דו שיח.

ב. קורפוס המילאה: הופיעו לנו מילים כמו: "חבר כנסת", "אדוני היושב", "אינו נוכח" קולקציות אלה ניתן להבין שהקורפוס מדבר על דיונים בכנסת.

אם מסתכלים על four grams collocations אנחנו נראה שעכשיו בקורפוס הוועדות אנחנו יכולים קצת להבין שמדובר לדיונים עם יושב ראש מצירופים כמו: "אדוני היושב – ראש". אם אנחנו מסתכלים על צירופים מקורפוס המילאה עם 4 מילים נוכל להבין יותר מצירופים בשני מילים על מה מדבר הקרפוס לדוגמה: "רבותי חברי הכנסת", "אדוני היושב – ראש".

שאלה 2:

לפי הגדרת tf-idf היא משקפת את מרכזיותה של הקולקציה במסמך, ביחס למסמכים אחרים. אם נסתכל על הקולקציות שמתקבלות משני מילים נבין חלקית על מה כמה מסמכים דיברו ביחס למסמכים אחרים כמו: "הטלוויזיה החינוכית", "התיישבות היהודים" אם נסתכל על צירופים משלוש וארבע מילים נראה מה שראינו אך בצורה יותר ברורה וחדה למשל: "רשות הדיבור לחבר הכנסת", "פרק ב לחוק התיאומים" ו "במקרקעין המצויים מחוץ לישראל"

שאלה 3:

כן ראינו הבדלים בין שני המדדים הסיבה מכך מגיעה מההגדרה של כל אחת מהם: בקרפוס הראשון היא נפיצות הביטוי בכל הקורפוס והשני מרכזיותה של הקולקציה במסמך, ביחס למסמכים אחרים. כלומר, אנחנו לא נמצא ביטויים שמצאנו בתדירות כמו "אני רוצה" או "אני", כי בממד השני בכל דיון יכולים להופיע כל אחת מהביטויים כי אלה חלקי דיבור

עיקריים ולכן הן יהיו נפוצים בכל הקבצים ולכן הם לא הערך שלהם על פי מדד השני יהיה נמוך. אך לפעמים ראינו דמיון בעיקר בקורפוס של המליאה וזה היגוני משום שבמילאה עוסקים בנושאים שלא יכולים להיות מגוונים כמו בועדות אשר מתמקדים בנושאים רבים.

שאלה 4:

המשתנה t משפיע רק על כמות המשפטים שאפשרנו להדפיס ומשם אנחנו בוחרים את ה- k קולוקציות שהופיעו הכי הרבה, אבל מבחינת הסדר של הופעת הקולוקציות לא ישתנה בכלל כיוון שהיא לא רלוונטית למשוואות שאנחנו מחשבים את מי הופיע יותר, לכן השינוי היחיד שקורה אם אנחנו מגדילים את ה- t הוא רק במידה והיו פחות מ- k קולוקציות שעברו את הסף אז היא ידפיס פחות מ- k אבל במידה שיש יותר אז נדפיס את כל ה- k הקולוקציות שהופיעו הכי הרבה ולפיכך אם אנחנו מקטינים, אבל הסדר שלהם לא ישתנה בכלל

שאלה 5:

התוצאות שהתקבלו היו מגוונות מבחינת ההיגיון שלהן.

שאלה 6:

חלק מהמשפטים שהושלמו היו הגיוניים מאוד ואחרים היו פחות הגיוניים, ציפינו תוצאות אלה משום שהחיזוי תלוי בטוקנים שנבחרו ומראה גם שהוא תלוי בנפוצות גבוהה של טוקנים כמו הפסיק, וזה יכול להוביל לתוצאות שאינם תאומות לתשובה הנכונה. לדוגמה: במשפט "אדוני, אתה שאלת, אני אענה" החיזוי היה נכון, אך במשפט "אנחנו מאוד רגישים לנושא הזה ואנחנו לא נאפשר שילד שירצה להיות בפעילות שלנו הוא לא יהיה בפעילות שלנו – זה בכל תנועות הנוער. החיזוי היה שגוי. המודל העדיף מילים עם נפוצות גבוהה, למרות שהן אינן נכונות דוגמת במשפט.

שאלה 7:

נוסחת ה-perplexity מודדת עד כמה המודל מצליח לחזות מילים חסרות. אם הערך נמוך משמעות זה חיזוי טוב (ההיפך נכון). במילים אחרות אם החיזוי נכון אז ההסתברות גבוהה והלוג קרוב ל-0, מה שמוביל ל-perplexity נמוך. ואם החיזוי שגוי אז מתקיים ההיפך.

שאלה 8:

אחרי כמה נסיונות למדידת ה-perplexity התוצאה לא הייתה טובה במיוחד הסיבה מכך שהמודל מנחש באופן סטטיסטי הוא לא למד דגדוג של השפה וגם לא היה קורפוס מספיק כדי לשקף שימוש מגוון ועשיר בשפה ולכן, ערכי ה-perplexity עלו.

סיכום:

בתרגיל זה בנינו מודלי שפה טריגרמיים עבור פרוטוקולים של הכנסת, למדנו להעריך הסתברויות למשפטים ולטוקנים, ולאתר קולוקציות נפוצות לפי תדירות או TF-IDF. ביצענו גם משימות מסכה וניבוי טוקנים חסרים, וחישבנו Perplexity כדי להעריך את ביצועי המודל. התוצאות מראות כי למרות שהמודל יכול לנבא טוקנים ולהציג הסתברויות, ההוספה של ענישות וחלוקת משקלים קיצונית ייתכן ופגעה באיכות החיזוי. בנוסף, הקולוקציות הנפוצות מראות את המבנה החוזר והפורמלי של הפרוטוקולים. כנראה שמודל מתוחכם יותר, או שימוש במשקלים מאוזנים יותר, עשויים לשפר את ביצועי המודל ולהפחית את ה-Perplexity.