

שאלה 1סעיף 1

נתבונן בשם העצם "Computer" כלומר :

$$Q_1 = \lambda_x \cdot \text{computer}(x)$$

על כן, שלוש דוגמאות ל Intersective adjective:

1. Black:

$$Q_2 = \lambda_x \cdot \text{Black}(x)$$

נשים לב כי: $Q_1 \cap Q_2$ איננה קבוצה ריקה כאשר המחשב הינו שחור.

2. Weight is less than 2.3kg:

$$Q_2 = \lambda_x \cdot \text{Weight}(x) < 2.3$$

נשים לב כי $Q_1 \cap Q_2$ איננה קבוצה ריקה כאשר המשקל של המחשב קטן מ 2.3 ק"ג

3. Brand is Lenovo:

$$Q_2 = \lambda_x \cdot \text{Brand}(x) == \text{Lenovo}$$

נשים לב כי $Q_1 \cap Q_2$ איננה קבוצה ריקה כאשר המותג של המחשב הינו לנובו.

שלוש דוגמאות ל Not Intersective Adjective: (שמות התואר מודגשים באדום)

1. עבור:

$$Q_1 = \lambda_x \cdot \text{Actress}(x)$$

$$Q_2 = \lambda_x \cdot \text{Good}(x)$$

יתקיים ש $Q_1 \cap Q_2$ יכלול שחקניות טובות אבל גם שחקניות לא טובות שהן בני אדם טובים, בניגוד לחיתוך שהיינו מצפים שיכלול רק שחקניות טובות.

2. עבור:

$$Q_1 = \lambda_x \cdot \text{Surgeon}(x)$$

$$Q_2 = \lambda_x \cdot \text{Skillfull}(x)$$

יתקיים ש $Q_1 \cap Q_2$ יכלול מנתחים מוכשרים אך גם יכלול מנתחים שמוכשרים בתחום אחר, לדוגמה בישול. בניגוד לחיתוך שהיינו מצפים לקבל, שיכלול רק מנתחים מוכשרים (בתחום הרפואה).

3. עבור:

$$Q_1 = \lambda_x \cdot Teacher(x)$$

$$Q_2 = \lambda_x \cdot Experienced(x)$$

יתקיים ש $Q_1 \cap Q_2$ יכלול מורים מנוסים אך גם יכלול מורים שמנוסים בתחום אחר (לדוגמה סריגה). בניגוד לחיתוך שהיינו מצפים לקבל, שיכלול רק מורים שהם מנוסים בתחום ההוראה.

סעיף 2

מכיוון שצבעים מתארים מראה, רובם ככולם הם *Intersective Adjective*. כלומר, מכיוון שישנה משמעות ברורה לצבע (אובייקט X הוא מצבע Y) אנו נקבל בחיתוך $Q_1 \cap Q_2$ את האובייקטים שמאותו הצבע.

אולם, ישנו מקרה ספציפי בו צבע איננו *Intersective Adjective*, מקרה זה יהיה עבור הצבע הכתום *(Orange)*.

עבור הדוגמה:

$$Q_1 = \lambda_x \cdot Fruit(x)$$

$$Q_2 = \lambda_x \cdot Orange(x)$$

במידה ונתייחס ל *Orange* במשמעות של "צבע" אנו נקבל כי $Q_1 \cap Q_2$ כולל בתוכו את כל הפירות הכתומים.

אולם, במידה ונתייחס ל *Orange* במשמעות של "שם עצם" אנו נקבל כי $Q_1 \cap Q_2$ כולל בתוכו רק את הפרי תפוז.

שאלה 2

סעיף 1

במאמר מציגים שיטה חדשה למתן ייצוג וקטורי למשפט וזאת ע"י בדיקה בדיקה של מספר מודלים של semantic composition הנבדקו בשיטות סטטיסטיות נמציגות דמיון. שימוש במודלים וקטורים של שפה נעשה בשימוש רחב ע"י חוקרים בתחום עיבוד שפה טבעית ומדעי הקוגניציה, אך למרות השימוש השכיח בהם, בעיקר משתמשים בהם ללא יחס סדר, ולרוב ע"י ממוצע הוקטורים בלבד. וכך משפטים שבעלי משמעות שונה עם אותם מילים מקבלים ייצוג וקטורי זהה, מה שיוצר בעיה ביכולת לנתח משמעות בצורה מיטבית.

במאמר, מוצגים שבעה מודלים וקטוריים שונים השומרים על יחס הסדר כאשר שלושה מהם הם מודלים מבוססי חיבור וקטורים (Add, WeightAdd, Kintsch), אחד המבוסס על כפל וקטורים (Multiply) והנותרים מכילים גם חיבור וגם כפל וקטורי (NonComp, Combine, UpperBound). לאחר ניתוח נתוני המאמר התגלה כי למרות השימוש הרחב בוקטורים מבוססי חיבור שילוב של כפל במודלים מציג תוצאות טובות בצורה מובהקת וזאת משום שיש שימוש בוקטורי משקולות וקיימת השפעה רבה לבחירת משקולות נכונות.

סעיף 2

הגישה הכתובה במאמר היא ניתוח משמעות באמצעות שימוש במרחב וקטורי כך שלכל משפט או ביטוי יהיה ייצוג במרחב. גישה זאת בשונה מגישת distributional lexical semantic שמסתכלת על משמעות של מילה בודדת במרחב, במטרה למצוא מילים אשר נמצאים באותה סביבה וכך להניח דמיון במשמעות. הגישה במאמר שונה מגישת compositional semantic בכך שגישת compositional semantic תרה אחרי משמעות באמצעות ניתוח של שאר המילים במשפט וההקשר שלו וזאת בשונה מגישת המאמר המייצגת את המשפט במרחב וקטורי. ושימוש במודלים הכוללים מניפולציות לינאריות.

סעיף 3

ניצור מרחב וקטורי בעזרת סכימת הפעמים בה מילה שכנה במרווח של 2 (כלומר המילה השכנה והמילה השכנה לשכנה). ניצור כך 4 וקטורים למילים Heavy Suitcase Red Herring. בעזרת מכפלת וקטורים עבור משמעויות מילים נרדפות עבור משמעויות שונות של התארים נוכל למצוא את המילה הנרדפת בעלת המשמעות המתאימה ביותר

	Big	Fat	Smoked	Mislead
Heavy	9	8	0	2
Suitcase	6	0	0	0
Red	1	1	2	3
Herring	2	1	5	3

ניתן לראות בדוגמה למרחב וקטורי הנ"ל כי המכפלה של 2 הוקטורים של Suitcase & Heavy נותנים באופן ברור את המשמעות של מזוודה כבדה או גדולה אך המכפלה של 2 הוקטורים של Red & Herring לא מגיעה לתוצאה חד משמעית.

סעיף 4

בגישה המתוארת במאמר אנו מחשבים את משמעות הביטוי באמצעות החלפת המילים המרכיבות את "שכניהם" במרחב וקטורי סמנטי ומחשבים את ממוצע במרחק בין הביטוי עם המילה המקורית לביטוי עם השכן המוחלף. בדומה להצעתי בסעיף הקודם, ישנו שימוש במילים השכנות, אך השימוש הנכתב במאמר ללא ספק ברמה גבוהה יותר, במקום להשתמש כמוני במספר הפעמים ששכן מופיע להשתמש במספר הפעמים ששכן מופיע בהקשר הרלוונטי למשפט ולהציגו כמרחק ויצירת ממוצע ממנו.