עיבוד שפה טבעית ש14-13: סמנטיקה של מילים; שיכוני מילים (embeddings) SLP 6 & G, E 14

דרכים לתת משמעות למילים

- הגדרה מילונית
- קשר למילים אחרות
- (is-a) אלון הוא סוג של עץ שהוא סוג של צמח
- (has) לעץ יש ע*לים*
 - ש*מחה* היא ההפך מ*עצב* ◦
- *מכירה* היא ההיפוך התפקידי של *רכישה*; הפועל *רכש* מתאר *רכישה*
 - (גזירה היסטורית?) •

(words and senses) קשרים בין מילים ומשמעויות

- מילה אחת, הרבה משמעויות: **פוליסמיה** (polysemy)
 - כוכב; עכבר ○
- כמה מילים, אותה משמעות: מילים **נרדפות** (synonymy) כמה מילים, אותה משמעות: מילים נרדפות (synonymy) ⋅ ירם / לרוה / סהר
- מילים דומות (similarity): מתארות חפצים או רעיונות דומים בעולם
 כלב / חתול; עצב / קנאה
- מילים קשורות (relatedness): מתארות חפצים או רעיונות קשורים לאותו שדה סמנטי
 □ כלב / מלונה; מורה / לוח; עצב / דמעה

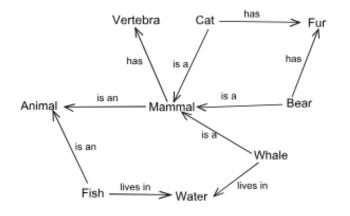
רשתות סמנטיות (Semantic Nets)



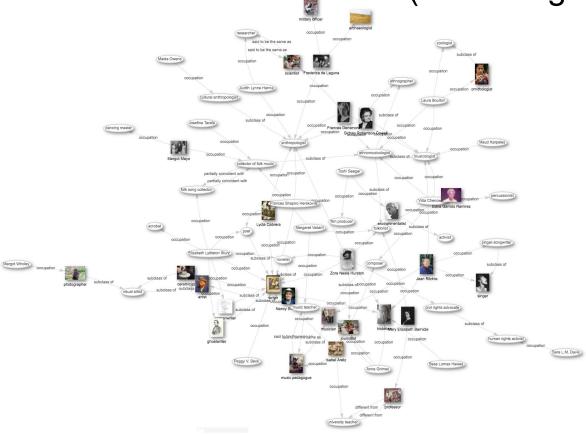
• מילים (lemmas) ממופות למובנים (senses), והמובנים מקושרים ביניהם בצורת גרף

> • המשאב הכי מפורסם, הכי בשימוש, עם הכי הרבה נגזרות: WordNet

- נגזרת לתמונות: ImageNet
- BabelNet לשפות שאינן אנגלית:
- ConceptNet :"למונחים מה"עולם האמיתי
- VerbNet, FrameNet ∶ למידע על תפקידי מילים במשפט



(Knowledge Graph) קשור: גרף ידע





רשתות סמנטיות

- תחזוקה של רשת סמנטית היא **המון** עבודה
- שלא תמיד אופן התיוג מוסכם על המשתמשים או אפילו על המתייגים
 - אם רוצים סוג קשר חדש, צריך לעבור על כל המילון מחדש
- הרחבה לתחום / שפה חדשים **המון** עבודה ולכן כמעט תמיד (חצי-)אוטומטי ולכן תמיד כולל שגיאות
 - קונספטנט עברית: מקשרת בין **עץ** ל**חרש (שם עצם)** שמקושר מיד ל**כבד-שמיעה**

הגישה ההקשרית / התפלגותית Distributional Semantics

- You shall know a word by the company it keeps "דע את המילה לפי חברותיה" Firth 1957 פירת'
- הגישה טוענת כי אפשר להגדיר מילה רק באמצעות אוסף ה**הקשרים** בהם היא מופיעה
 - ?תשתמש.י במילה הזאת במשפט" ightarrow אמרו לכםן פעם? אמרתןם למישהו.י פעם
 - גישה מאוד ידידותית לשיטות חישוביות:
 - ההקשרים ניתנים לחילוץ מקורפוס גדול
 - לא צריך לתייג כלום, לא צריך לאצור מילונים
 - (באיזו בעיה אנחנו מנסים למצוא מילה לפי ההקשר שלה?)
 - מהו "הקשר"?

התופעות הלקסיקליות בראי ההקשר

- מילה אחת, הרבה משמעויות: פוליסמיה (polysemy)
 - כוכב; עכבר
- כמה מילים, אותה משמעות: מילים **נרדפות** (synonymy)
 - ירח / לבנה / סהר 🌼
- מילים דומות (similarity): מתארות חפצים או רעיונות דומים
 בעולם
 - כלב / חתול; עצב / קנאה ○
 - מילים קשורות (relatedness): מתארות חפצים או רעיונותקשורים לאותו שדה סמנטי
 - סלב / מלונה; מורה / לוח; עצב / טיפול ○

מילה אחת, הקשרים שונים

כמה מילים, אותם הקשרים

כמה מילים, הקשרים "דומים"

מילים בהקשר זו של זו

דקה על מורפולוגיה

- (derivation) לגזירה (inflection) •
- הטיה, כמו בכל מילון, לא מקבלת יחס ("עץ" ו"עצים" שולחים לאותו ערך, באמצעות למטיזציה lemmatization)
 - מה עושים עם גזירה? האם ליצור קשר מפורש בין יֶלֶד וללדת?
 (derivationally-related form) גישת וורדנט: כן, אבל עם קשר מיוחד
 - מה לגבי תכוניות שאינן מוטות אבל משפיעות על הטיה, כמו מין דקדוקי?●

(= שיכון = היתרון העצום של מיפוי מילים למרחב

כשמשתמשים בשיכונים כשכבת קלט לבעיה (כמו סיווג מסמך), לא חייבים להסתמך על הופעה של מילים ספציפיות בסט האימון - ידע שנלמד על מילים מסוימות מועבר באופן טבעי למילים שקרובות להן במרחב הווקטורי

מילים משוכנות (embedded) במרחב שמימדיו הם תכוניות (embedded)

- עד כמה המונח ״נעים״ valence ערכיות
- arousal: מה עוצמת התחושה הנובעת מהמונח
- דומיננטיות dominance: כמה שליטה מגולמת במונח

	Valence	Arousal	Dominance
courageous	8.05	5.5	7.38
music	7.67	5.57	6.5
heartbreak	2.45	5.65	3.58
cub	6.71	3.95	4.24

תופעות לקסיקליות בראי ההקשר והמרחב הווקטורי

מילה אחת, הרבה משמעויות: **פוליסמיה** (polysemy)

כוכב; עכבר

• כמה מילים, אותה משמעות: מילים נרדפות (synonymy)

ירח / לבנה / סהר 🛚 🔾

מילים **דומות** (similarity): מתארות חפצים או רעיונות דומים בעולם

כלב / חתול; עצב / קנאה

מתארות (relatedness): מתארות חפצים או רעיונות קשורים לאותו שדה סמנטי

כלב / מלונה; מורה / לוח; עצב / טיפול

מילה אחת, הקשרים שונים

כמה מילים, אותם הקשרים

כמה מילים, הקשרים "דומים"

וקטורים קרובים עם קשר אלגברי צפוי

וקטור שהוא ממוצע של

וקטורים רחוקים זה מזה

וקטורים קרובים זה לזה

וקטורים עם קואורדינטות מסוימות דומות

מילים בהקשר זו של זו

מטריקות?

- ?איך נדע אם אוסף שיכונים באמת מייצג דמיון לשוני אמין
 - דרך אחת: לשאול אנשים עד כמה מילים הן דומות
 - סובייקטיבי מאוד
 - לא מתייחס לתכוניות השונות
 - ?מה עם הקשר

word1	word2	POS	SimLex999	conc(w1)	conc(w2)	concQ	Assoc(USF)	SimAssoc333	SD(SimLex)
old	new	Α	1.58	2.72	2.81	2	7.25	1	0.41
smart	intelligent	Α	9.2	1.75	2.46	1	7.11	1	0.67
hard	difficult	Α	8.77	3.76	2.21	2	5.94	1	1.19
happy	cheerful	Α	9.55	2.56	2.34	1	5.85	1	2.18
hard	easy	Α	0.95	3.76	2.07	2	5.82	1	0.93
fast	rapid	Α	8.75	3.32	3.07	2	5.66	1	1.68
happy	glad	Α	9.17	2.56	2.36	1	5.49	1	1.59
short	long	Α	1.23	3.61	3.18	2	5.36	1	1.58
stupid	dumb	Α	9.58	1.75	2.36	1	5.26	1	1.48
weird	strange	Α	8.93	1.59	1.86	1	4.26	1	1.3

https://fh295.github.io/simlex.html

Two words are *synonyms* if they have very similar meanings. Synonyms represent the same *type* or *category* of thing. Here are some examples of synonym pairs:

- cup / mug
- glasses / spectacles
- envy / jealousy



In practice, word pairs that are not exactly synonymous may still be very *similar*. Here are some very similar pairs - we could say they are nearly synonyms:

- · alligator / crocodile
- love / affection
- frog / toad

In contrast, although the following word pairs are *related*, they are not not very similar. The words represent entirely different types of thing:

- · car / tyre
- car / motorway
- car / crash

In this survey, you are asked to compare word pairs and to rate how *similar* they are by moving a slider. Remember, things that are related are not necessarily similar.

If you are ever unsure, think back to the examples of synonymous pairs (*glasses / spectacles*), and consider how close the words are (or are not) to being synonymous.

There is no right answer to these questions. It is perfectly reasonable to use your intuition or gut feeling as a native English speaker, especially when you are asked to rate word pairs that you think are not similar at all.

מטריקות?

- ?איך נדע אם אוסף שיכונים באמת מייצג דמיון לשוני אמין
 - דרך אחת: לשאול אנשים עד כמה מילים הן דומות
 - סובייקטיבי מאוד
 - לא מתייחס לתכוניות השונות
 - ?מה עם הקשר
- ומהצד השני מהי הגדרת דמיון בתוך המרחב הווקטורי?
 - דמיון קוסינוס Cosine similarity: מכפלה פנימית מנורמלת
- מרחק קוסינוס (אם נרצה פונקציית הפסד דווקא): אחת פחות הדמיון
 - (מה הטווחים?) •

$$cosine(\mathbf{v}, \mathbf{w}) = \frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{w}}{|\mathbf{v}||\mathbf{w}|} = \frac{\sum_{i=1}^{N} v_i w_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N} v_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{N} w_i^2}}$$

חילוץ וקטורי מילים מתוך הקשרים

- תיוג תכונות של כל מילות העולם זה מפרך וסובייקטיבי
- במקום זה אפשר להשתמש בווקטורי ייצוג מחולצים מקורפוס גדול ההקשרים נותנים את
 המימדים

מטריצת מילים / מסמכים

	As You Like It	Twelfth Night	Julius Caesar	Henry V
battle	1	0	7	13
good	114	80	62	89
fool	36	58	1	4
wit	20	15	2	3

Figure 6.2 The term-document matrix for four words in four Shakespeare plays. Each cell contains the number of times the (row) word occurs in the (column) document.

	וואלה	הארץ	YNET	ישראל היום
הזוי	22,800	5,300	74,400	1,690
נתניהו	99,300	668,000	122,000	35,100
״יצחק תשובה״	9,870	9,600	13,100	2,330
״שמעון אדף	223	664	555	57

נייצג כל מילה לפי אוסף המסמכים שהיא מופיעה בו (וכמה בכל מסמך)

האם מרחק קוסינוס ייתן לנו אומדן טוב למרחק סמנטי כלשהו?

?חסרון מרכזי

בפועל, טכניקה מאוד מקובלת ב**אחזור**Information Retrieval / מידע (חיפוש

מטריצת שכנויות

- נספור הופעות של זוגות מילים באותו מסמך / ״הקשר״
 - אינפורמציה הדדית אי-שלילית (PPMI)

$$PMI(w,c) = \log_2 \frac{P(w,c)}{P(w)P(c)}$$

	computer	data	result	pie	sugar	count(w)
cherry	2	8	9	442	25	486
strawberry	0	0	1	60	19	80
digital	1670	1683	85	5	4	3447
information	3325	3982	378	5	13	7703
count(context)	4997	5673	473	512	61	11716

Figure 6.10 Co-occurrence counts for four words in 5 contexts in the Wikipedia corpus, together with the marginals, pretending for the purpose of this calculation that no other words/contexts matter.

	p(w,context)					
	computer	data	result	pie	sugar	p(w)
cherry	0.0002	0.0007	0.0008	0.0377	0.0021	0.0415
strawberry	0.0000	0.0000	0.0001	0.0051	0.0016	0.0068
digital	0.1425	0.1436	0.0073	0.0004	0.0003	0.2942
information	0.2838	0.3399	0.0323	0.0004	0.0011	0.6575
p(context)	0.4265	0.4842	0.0404	0.0437	0.0052	

Figure 6.11 Replacing the counts in Fig. 6.6 with joint probabilities, showing the marginals around the outside.

מטריצת שכנויות

- נספור הופעות של זוגות מילים באותו מסמך / ״הקשר״
 - אינפורמציה הדדית אי-שלילית (PPMI)

$$ext{PMI}(w,c) = \log_2 rac{P(w,c)}{P(w)P(c)}$$
 (V x V) חסרון מרכזי - המטריצה הזאת עצומה

נתחיל למצוא דרכים לשכן ב**מרחב קטן** (יחסית) •

TF-IDF

- (Information Retrieval, IR) גישה מקובלת מאוד עדיין באחזור מידע • הידוע ביישומו המרכזי **מנוע חיפוש**
- (index) מתוך האינדקס (document) מטרה: להתאים מילים מהשאילתא (query) למסמך •
 - נסיון ראשון: ניתן ציון לכל מסמך לפי כמה פעמים מופיע בו כל מונח (term) מהשאילתא נסיון ראשון: ניתן ציון לכל מסמך לפי כמה פעמים מופיע בו כל מונח
 - term frequency ,בקיצור term frequency . ס זה ״שכיחות מונחים״,
 - בעיה מיידית: מילות יחס ושאר מיליות ישתלטו על הציון

 - בעיה מיידית 2: מילות תוכן נפוצות עדיין ישתלטו
- פתרון: נמשקל כנגד ה-tf את הייחודיות של מילות השאילתא באינדקס: ככל שמילה מופיעה tf-idf $_1(t,d)=\log(1+f_{t,d})*\log(N/n_t)$
 - idf או בקיצור, inverse document frequency אז $\quad \circ$
 - נתבל הכל במעט אבקת לוג כדי להימנע מהשפעות-יתר של חריגים

שיכון ע"י חיזוי הקשרים מקומי - Skip-Gram

- הוצע ב-2013 יחד עם שיטה נוספת בשם CBOW (שק-מילים הקשרי), ביחד נקראות word2vec
 - הרעיון הכללי: נפעיל אלגוריתם **חיזוי**, אבל נשמור רק את המשקלות הנלמדים
- בהינתן מילה w בקורפוס, ננסה לחזות את השכנות שלה c (בהקשר) בהסתברות גבוהה c (בהיתן, ונעבור כך על כל המילים בקורפוס (P(c|w)
 בקרה עצמית (self-supervision)

 - מתרחשות ביחד") P(+|w,c) בעצם נחשב בעצם נחשב ("מה ההסתברות ש") בעצם נחשב
 - כלל מילה יהיה וקטור מטרה (target) בתפקידה כחוזה, ווקטור הקשר (context) בתפקידה כנחזית
 שתי מטריצות! (בסוף בד"כ זורקים את מטריצת ההקשרים)
 - Negative) נרצה למקסם תחזיות של מילים אמיתיות בהקשר ושל **דגימות אקראיות** $P(+|w,c_{pos}) \prod (P(-|w,c_{neg}))$ מתוך אוצר המילים (Sampling
 - (?היפר-פרמטרים) •

דוגמה

משפט: **אכלתי אתמול עוגה טעימה מאוד**.

מילת היעד: עוגה●

רוחב החלון: 2, דגימות שליליות: 3

(עוגה, מאוד), עוגה (עוגה, אכלתי), (עוגה, אתמול), עוגה סעימה (עוגה, מאוד)

C_{pos}

W

$$L_{CE} = -\log \left[P(+|w,c_{pos}) \prod_{i=1}^k P(-|w,c_{neg_i})
ight]$$
 סקיפגראם – פרטים

$$= -\left[\log P(+|w, c_{pos}) + \sum_{i=1}^{k} \log P(-|w, c_{neg_i})\right]$$

$$= -\left[\log P(+|w, c_{pos}) + \sum_{i=1}^{k} \log \left(1 - P(+|w, c_{neg_i})\right)\right]$$

$$= -\left[\log \sigma(c_{pos} \cdot w) + \sum_{i=1}^{k} \log \sigma(-c_{neg_i} \cdot w)\right]$$

 $\begin{aligned} \mathbf{c}_{pos}^{t+1} &= \mathbf{c}_{pos}^{t} - \boldsymbol{\eta} [\boldsymbol{\sigma} (\mathbf{c}_{pos}^{t} \cdot \mathbf{w}^{t}) - 1] \mathbf{w}^{t} \\ \mathbf{c}_{neg}^{t+1} &= \mathbf{c}_{neg}^{t} - \boldsymbol{\eta} [\boldsymbol{\sigma} (\mathbf{c}_{neg}^{t} \cdot \mathbf{w}^{t})] \mathbf{w}^{t} \end{aligned}$

$$\mathbf{w}^{t+1} = \mathbf{w}^{t} - \eta \left[[\sigma(\mathbf{c}_{pos} \cdot \mathbf{w}^{t}) - 1] \mathbf{c}_{pos} + \sum_{i=1}^{k} [\sigma(\mathbf{c}_{neg_{i}} \cdot \mathbf{w}^{t})] \mathbf{c}_{neg_{i}} \right]$$

הפסד:

$$\frac{\partial L_{CE}}{\partial c_{pos}} = [\sigma(\mathbf{c}_{pos} \cdot \mathbf{w}) - 1]\mathbf{w}$$

$$\frac{\partial L_{CE}}{\partial c_{neg}} = [\sigma(\mathbf{c}_{neg} \cdot \mathbf{w})]\mathbf{w}$$

$$\frac{\partial L_{CE}}{\partial w} = [\sigma(\mathbf{c}_{pos} \cdot \mathbf{w}) - 1]\mathbf{c}_{pos} + \sum_{i=1}^{k} [\sigma(\mathbf{c}_{neg_i} \cdot \mathbf{w})]\mathbf{c}_{neg_i}$$

דגימות שליליות

- דגימה אחידה גורמת למילים נדירות להיות מיוצגות כמעט רק בהקשרים שליליים (כי?)
 - לדגום יותר מדי פעמים את המילים הנפוצות בקורפוס זה ״לא כל-כך מעניין״
 - נדגום מתוך התפלגות מוסחת לטובת מילים נדירות:

$$P_{\alpha}(c) = \frac{count(c)^{\alpha}}{\sum_{c} count(c)^{\alpha}}$$

ערך אמפירי טוב לאלפא = 0.75 (עובד גם עם PPMI, ולא במקרה

SkipGram מאפיינים עיקריים של

- המימד קטן במידה שנוחה לנו (50-2000 הוא טווח מקובל)
 - גבולות המסמכים לא חשובים כ״כ
 - רוחב החלון כן חשוב. באנגלית:
- (Hogwarts ~ Sunnydale, Evernight) חלון קטן (2) מקרב מילים בעלות קשר תחבירי •
- (Hogwarts ~ Dumbledore, Malfoy) חלון גדול (+5) מקרב מילים בעלות קרבה סמנטית חלון \circ
- במטריצת מסמכים, מילות מבנה (function words) מוסיפות רעש ולרוב נתעלם מהן skipgram-ב (stopwords). ב-
 - האם סקיפגראם זה מידול שפה?
 - ?pre-processing מה לגבי •
 - עוד וריאנטים של SG חלון דינמי, משקל לפי מרחק, דילוג מעל מטרות) ●

מאיפה הדאטא

- ויקיפדיה dumps חודשיים, זמינים לכל, הרבה עבודת נקיון ●
- 2010-ם יוקיפדיה אנגלית ״נקייה״ מ (Westbury) קורפוס ווסטברי
- הזחילה הגדולה (CommonCrawl) מאות טרה-בית של דפים מהרשת (Chawl) עוד דומים: C4, הערימה The Pile יעוד דומים: C4,
 - קורפוס ספרים (BooksCorpus) הושג בניגוד לזכויות יוצרים
 - רשתות חברתיות
 - ועוד ועוד ועוד •

מאיפה הדאטא

:טוויטר עברית

B I U N L P

מילים דומות. בטוויטר. בעברית.

קראנו הרבה ציוצים והרצנו אלגוריתם שלומד איך מילים מתנהגות. הכניסו מילה ותקבלו את המילים שהמחשב חושב שדומות לה. בסדר יורד.

https://u.cs.biu.ac.il/~yogo/tw2v/similar

	חפש	ריגשתה	חפש		גוריון	חפש		אפל	_ חפש		תפוח
שכיחות	מילה -	דימיון	שכיחות	מילה	דימיון	שכיחות	מילה	דימיון	שכיחות	מילה	דימיון
101	ריגשתה	100.0	29891	גוריון	100.0	33302	אפל	100.0	15744	תפוח	100.0
271	התקלת	65.6	50	גורין	79.8	14405	סמסונג	91.0	608	ותפוח	76.4
210	הפתעתם	64.0	26	גוריונית	74.1	11085	מיקרוסופט	89.7	6733	תפוחי	73.7
107	ביאסתם	64.1	4083	נון	72.7	6278	אמזון	86.2	7885	אבוקדו	72.8
3130	ב אטונם ריגשת	59.0	21695	ארי	69.7	48585	גוגל	78.9	1860	שומשום	70.8
			732	רודס	72.8	2055	וואווי	83.4	16882	דג	66.6
75	כפרהעליך	63.9	12919	כספית	70.3	2535	בלקברי	80.0	5253	תפוז	68.5
35	י'מלך	63.3	67	גריון	71.9	1760	אסוס	80.0	5577	מלפפון	68.1
238	שוקראן	62.6	56	עזאי	70.9	1237	קוואלקום	79.9	5170	זיתים	68.1
228	שוקרן	62.3	4893	גביר	69.1	6360	אינטל	79.2	13798	בורקס	66.2

גישושים בדאטא

סמנטעל

טנונטעו

"לא משחקת, זה מתיש אותי

- ענת קם, Twitter

המילה של אתמול הייתה **גלידה**. היום, חידה מספר **288**, ציון הקרבה של המילה הכי קרובה (999/1000) למילה הסודית היום הוא **75.19 וציון** הקרבה של המילה העשירית הכי קרובה (990/1000) הוא 75.19 וציון הקרבה של המילה האשירית הכי קרובה (1/1000) הוא 62.07 המילה האלף הכי קרובה (1/1000) הוא 62.07.

ניחוש	ניחוש
-------	-------

#	ניחוש	קרבה	מתחמם?
10	מלונה	35.97	(רחוק)
8	חתול	46.93	(רחוק)
7	חול	38.84	(רחוק)
6	חלון	31.44	(רחוק)
9	גמל	25.43	(רחוק)
4	תורה	24.17	(רחוק)
	עיבוד	21.48	(רחוק)
2	יהושע	13.49	(רחוק)
5	עבודה	7.32	(רחוק)
3	משחק	6.58	(רחוק)

נחשו את המילה הסודית

אפשר לנחש מילה או ביטוי קצר. המילה הסודית יכולה להיות בכל אורך, אבל תהיה מילה בודדת (ולא ביטוי).

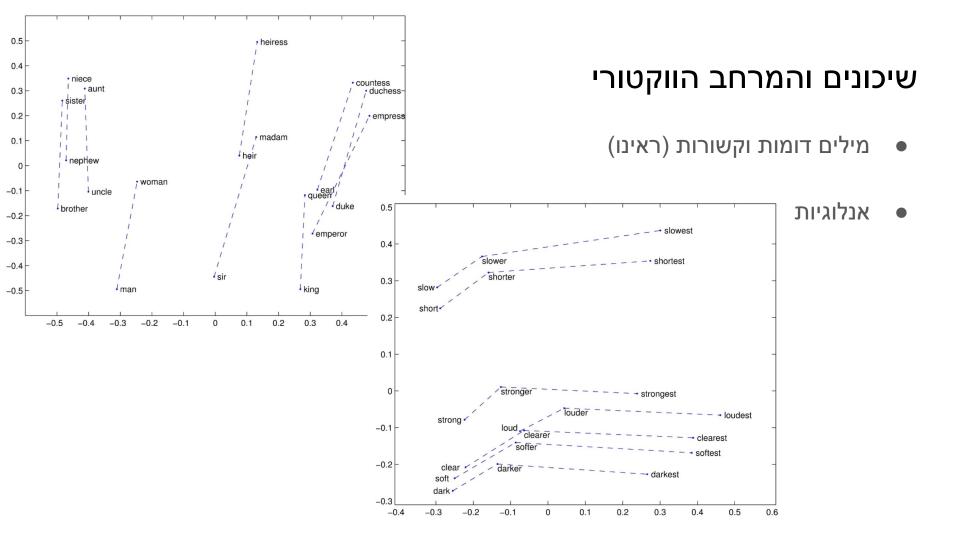
המשחק יגיד כמה המילה קרובה סמנטית למילה הסודית. קרבה לא באה לידי ביטוי באיות אלא במשמעות. "משמעות" או "קרבה סמנטית" נמדדת באמצעות Word2Vec. או במילים פשוטות יותר: שתי מילים הן יותר קרובות סמנטית ככל שיותר סביר להשתמש בשתיהן בקונטקסט דומה. (ספציפית בויקיפדיה, כי זה הקורפוס שהמודל אומן עליו) הציון לקרבה הסמנטית הוא בין 100- ל־100, כש־100- זה ממש רחוק ו־100 זאת המילה הסודית בעצמה.

המילה הסודית יכולה להיות כל חלק דיבר, אבל תמיד תהיה מילה בודדת.

המשחק יגיד כמה הניחוש שלך קרוב למילה הסודית ויציין אם המילה אחת מ1000 המילים הכי קרובות למילה הסודית.

בניגוד ל־Wordle, בדרך כלל צריך יותר מ6 ניחושים. יותר בכיוון של כמה עשרות. ויש מילה חדשה כל יום.

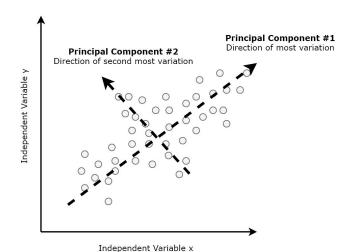
(איתמר שפי)



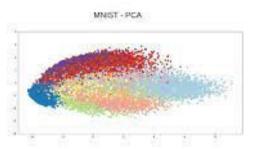
שיכונים והמרחב הווקטורי

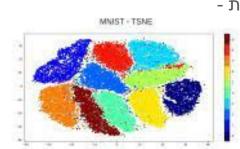
- מילים דומות וקשורות (ראינו)
 - אנלוגיות •
- (ראינו) nearest neighbors ניתוחי שכנים קרובים
 - ?הרחבות מילים עם כמה משמעויות
 - ?מהו הקשר? אולי ניתוח תלויות יכול לעזור

הצגה במימד נמוך



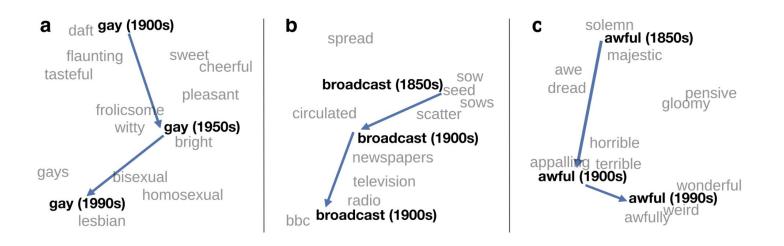
- PCA Principal) ניתוח מרכיבים עיקריים (Component Analysis
 - מוצא קורלציה בין הנקודות 🔾
 - משמר שונות
 - שיכון שכנים סטוכאסטי לפי התפלגות טי (t-SNE)
 - אלגוריתם **לומד** (לפי דאטא נתון) 🔾
- מקרב התפלגויות של מרחקים בין זוגות נקודות במימד גבוה ובמימד נמוך
 - (PCA יקר חישובית ניתן להתחיל עם) כ





שיכונים דיאכרוניים

- לוקחים קורפוס מתקופות שונות
- רואים איך משמעויות משתנות סחף סמנטי●



חסרונות של מודלי שיכון מילים

- (Out-of-vocabulary OOV) מילים שמחוץ לאוצר המילים
 - (? סוגים לפחות) •
 - (3) סוגי התמודדות לפחות)
 - (New York) ייצוג ביטויים

(שקף אחרון) 🌼

- סברנות (מה מתאר כל מימד בשיכון?)סןשי בהסברנות (מה מתאר כל מימד בשיכון?)
- מקורם 100% מהדאטא פתח ללימוד הטיות בלתי-רצויות
 - מלך ילד + ילדה = מלכה○
 - ? = רופא ילד + ילדה 🔾

משימת דמיון מילים - מטריקה בפועל (המשך)

- ▶ אמרנו קודם שאין משמעות למיקומים של המילים במרחב עצמו, או לסקאלה שבה דמיונות המילים מחושבים לעומת זו שמתויגת ע"י בני אדם
 - ◆ לכן נשווה בין דירוגים של אוסף שיפוטי דמיון בין זוגות, ונשתמש במטריקות של קורלציה
 correlation
 - קלט: שתי רשימות מדורגות של הזוגות הנשפטים
 - ס פלט: מספר בטווח [1, 1-] שמתאר את הקשר שבין הרשימות ○

מטריקות קורלציה

- מטריקות לשערוך מודלי דמיון:
 - Pearson correlation •

מטריקות קורלציה

- מטריקות לשערוך מודלי דמיון:
 - Pearson correlation •

$$ho_{X,Y} = rac{\mathrm{cov}(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y}$$

מטריקות קורלציה

מטריקות לשערוך מודלי דמיון:

 $ho_{X,Y} = rac{\mathrm{cov}(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y}$

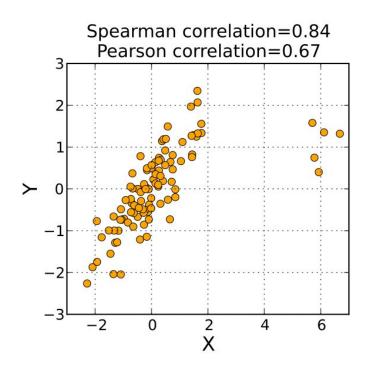
Pearson correlation •

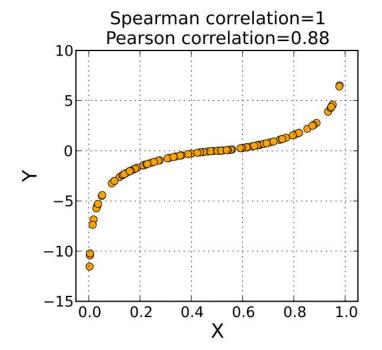
- Spearman correlation
 - (rank) דירוג R o
- נוסחא (2) נכונה לדירוגים ללא שוויון (_i) הוא ההפרש עבור נקודה (i)

$$r_s=1-rac{6\sum d_i^2}{n(n^2-1)}$$
 .

 $r_s =
ho_{\mathrm{R}(X),\mathrm{R}(Y)} = rac{\mathrm{cov}(\mathrm{R}(X),\mathrm{R}(Y))}{\sigma_{\mathrm{R}(X)}\sigma_{\mathrm{R}(Y)}}$

אינטואיציה להבדל בין פירסון לספירמן





בעיית ה-OOV

- ▶ אאוט אוף ווקאביולרי מילים שלא מופיעות בטבלת השיכונים
 - סוגים של מילים כאלה
 - ישויות חדשות
 - ו מילה מאוד מאוד נדירה וו מילה
 - תאריכים ומספרים
 - מילים מדומיינים מיוחדים
 - תחדיש ∎
 - מילים משפות זרות, מילים שאולות
 - שגיאטת דפםס
 - 4 דרכים לפתרון ○
 - [הכנסה אקטיבית של שגיאות לקורפוס אימון]
 - inference-תיקון שגיאות ב
 - בחירת קורפוס אימון מגוון
 - מידול תווים / תת-מילים ■