

## Held Out החלקת

שכיחות באימון  $r$

$$t_r = \sum_{x:C^T(x)=r} C^H(x)$$
$$P_{HO}(x|C^T(x)=r) = \frac{t_r}{N_r \cdot |S^H|}$$

$N_0$  מספר ערכי  $X$  שלא נצפו ב  $S^T$

נשים ♡ שיש כאן הנחה מובלעת שגודל  $X$  ידוע:

הנחה:  $|X|$  ידוע.

פרקטית במידע ולא ידוע, צריך להניח את  $|X|$ , וזה הופך להיות פרמטר של השיטה

נשים ♡: הנוסחה לא מחייבת  $|S^H| = |S^T|$ .

$|S^T|$  משמש לאומדן הסתברות משמש לאומדן הסתברות של ערכי  $X$  ספציפיים

$|S^H|$  משמש לאומדן הסתברות של מחלקות שכיחות(ערכי  $r$  אפשריים)

במקרים שבהם יש יותר ערכי  $X$  מאשר מחלקות שכיחות נעדיף  $S^T$  גדול יותר

נראה שסכום האומדנים מסתכם ל:1:

$$\sum_{x \in X} P_{HO}(x) = \sum_{r=0}^{\infty} \left( \frac{t_r}{N_r |S^H|} \cdot N_r \right) = \frac{\sum_{r=0}^{\infty} t_r}{|S^H|} = \frac{|S^H|}{|S^H|} = 1$$

## ביצוע הפחתה(discount) רק לערכי $r$ נמוכים יחסית(בכל שיטת הפחתה)

$(n_r \equiv N_r)$

• מוטיבציה: ההפחתה חשובה ל  $r$  נמוכים

• ב  $r$  גבוהים ייתכנו אנומליות בהחלקה

נבצע החלקה רק ל  $r \leq R$  עבור  $R$  גדול כלשהו. כדי שסכום האומדנים יסתכם ל1, נעשה זאת על ידי כך שנחלק לערכים עם  $r = 0$  את אותה מסת הסתברות שהתפנתה מההחלקה. נרצה שיתקיים:

$$1 = n_0 \cdot P(x|C^T(x)=0) + \sum_{r=1}^R n_r \cdot P_d(x|C^T(x)=r) + \sum_{r=R+1}^{\infty} n_r \cdot P_{MLE}(x|C(x)=r)$$

↓

$$P_d(x|C^T(x)=0) = \frac{1}{n_0} \left[ 1 - \sum_{r=1}^R n_r \cdot P_d(r) - \sum_{r=R+1}^{\infty} n_r \cdot P_{MLE}(r) \right]$$

נשים ♡: שיטת תיקון זו מניחה ש  $\sum_{r=1}^R n_r P_d(r) < \sum_{r=1}^R n_r P_{MLE}(r)$ . כלומר -  $P_d$  ש  $P_d$  אכן מבצע בפועל הפחתה של האומדנים ל  $r = 1, \dots, R$ . (אחרת נקבל אומדן שלילי ל  $P_d(r = 0)$ ).

## שיטת החלקת Back-Off

מוטיבציה: אומדן בהסתברות מותנית n-gram. למשל: ביגרם:  $P(w'|w)$ .  
ניזכר - זו התפלגות מותנית נפרדת לכל  $w$  מותנה:  $\sum_{w'} P(w'|w) = 1$ .  
האומדן דורש החלקה, בפרט לא נרצה להשתמש ב  $P_{MLE}(w'|w) = 0$  למילים  $w'$  שלא נצפו אחרי  $w$ .  
אם נשתמש בהחלקה רגילה (כגון Lid, H.O.), כל המילים  $w'$  כך ש  $\text{freq}(w, w') = 0$   $P_{MLE}(w'|w) = 0$  יקבלו את אותה הסתברות מותנית ב  $w$ .  
אבל: נסתכל על  $w', w''$  כך ש

$$P_{MLE}(w'|w) = P_{MLE}(w''|w) = 0$$

$$P(w') > P(w'')$$

נרצה שייתקיים:

$$P_d(w'|w) > P_d(w''|w)$$

זו מטרת שיטת ה B.O. - נחלק את המסה עבור מילים שלא נצפו אחרי  $w$  באימון באופן פרופורציונלי לשכיחות (היוניגרם) שלהם:

$$P_B(w'|w) = \begin{cases} P_d(w'|w) & C(w, w') > 0 \\ \alpha(w) \cdot P_d(w') & \text{otherwise} \end{cases}$$

כאשר:  $P_d$  שיטת החלקה הבסיסית שבה משתמשים  
 $C$  המונה במדגם האימון  
 $\alpha(w)$  מקדם נרמול שיבטיח סכום 1 להסתברויות (יקצה ל  $w'$  במקרה השני  $C(w, w') = 0$ ) את המסה שהתפנתה במקרה הראשון  $C(w, w') > 0$ )  
חישוב  $\alpha(w)$ : נסמן  $\beta(w)$  - מסת ההסתברות שהתפנתה ב  $w$  ע"י החלקה:

$$\beta(w) = 1 - \sum_{w': C(w, w') > 0} P_d(w'|w)$$

צריך שייתקיים:  $\beta$  שווה למסה שנקצה במקרה השני:

$$\beta(w) = \sum_{w': C(w, w') = 0} \alpha(w) \cdot P_d(w')$$

$$\Rightarrow \alpha(w) = \frac{\beta(w)}{\sum_{w': C(w, w') = 0} P_d(w')} = \frac{1 - \sum_{w': C(w, w') > 0} P_d(w'|w)}{1 - \sum_{w': C(w, w') > 0} P_d(w')}$$

נשים לב שעוברים מ  $\sum_{w': C(w, w') = 0} P_d(w')$  ל  $1 - \sum_{w': C(w, w') > 0} P_d(w'|w)$  בגלל שחישובית הרבה יותר קל לעבור על המילים שכן הופיעו אחרי  $w$  מאשר על המילים שלא הופיעו אחרי  $w$ .  
אם  $C(w) = 0$  אזי  $\alpha(w) = 1$ , וההסתברות  $P(w'|w)$  מנוונת ל  $P_d(w')$ .