بسم الله الرحمن الرحیم

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

بازیابی هوشمند اطلاعات - تمرین پنجم

سید مهدی رضوی

استاد : خانم دکتر شاکری

دی ماه ۱۴۰۲

فهرست مطالب

فهرست تصاویر

۱ تمرین اول

نتایج حاصل از اجرای سه مدل یادگیری ماشین ذکرشده در تمرین به شرح زیر خواهد بود. همانطور که از روی متن بالای هر نتیجه مشخص است ، ما به طور کلی ۳ ویژگی بسیار معروف را برای این ۳ مدل یادگیری ماشین درنظرگرفته‌ایم. تعداد تکرار هر ترم ، سپس TF-IDF و در نهایت هم از ویژگی همسایگی بین کلمات یا همان Ngram استفاده‌کرده‌ایم.

```
  n_iter_i = _check_optimize_result(
---------------------- RESULTS FOR NGRAM FEATURE------------------------
Validation Accuracy (Logistic Regression)(NGRAM) :  0.7062825130052021
Validation Precision (Logistic Regression)(NGRAM) :  0.6758266671056454
Validation Recall (Logistic Regression)(NGRAM) :  0.7062825130052021
Validation F1-Score (Logistic Regression)(NGRAM) :  0.6878520149969166
------------------------------------------------------------

---------------------- RESULTS FOR TFIDF FEATURE------------------------

Validation Accuracy (Logistic Regression)(TFIDF) :  0.7062825130052021
Validation Precision (Logistic Regression)(TFIDF) :  0.6758266671056454
Validation Recall (Logistic Regression)(TFIDF) :  0.7062825130052021
Validation F1-Score (Logistic Regression)(TFIDF) :  0.6878520149969166
------------------------------------------------------------------------
Validation Accuracy (Logistic Regression): 0.7078831532613046
Test Accuracy (Logistic Regression): 0.7130852340936374
------------------------ RESULTS FOR COMBINED FEATURES ------------------
Validation Accuracy (Logistic Regression) :  0.7078831532613046
Validation Precision (Logistic Regression) :  0.6791136388719411
Validation Recall (Logistic Regression):  0.7078831532613046
Validation F1-Score (Logistic Regression) :  0.6903080976263811
```

شکل ۱: Logistic Regression Results

به نظر می رسد که تفاوت قابل توجهی در عملکرد بین استفاده از ویژگی n-gram و ویژگی TF-IDF به صورت جداگانه وجود ندارد. با این حال، هنگام ترکیب هر دو ویژگی، بهبود جزئی در برخی از معیارها وجود دارد.

در اینجا چند مشاهدات بر اساس نتایج آورده شده است:

دقت: دقت برای هر دو ویژگی n-gram و ویژگی TF-IDF به صورت جداگانه در (0.7063) یکسان است.

در صورت ترکیب، دقت کمی بهبود می یابد و به (0.7079) می رسد. این نشان می دهد که ترکیب ویژگی ها ممکن است تأثیر مثبت کوچکی بر دقت کلی داشته باشد.

دقت، یادآوری و امتیاز F۱: مقادیر دقت، فراخوانی و امتیاز F۱ برای هر دو ویژگی فردی یکسان است.

با این حال، هنگام ترکیب ویژگی‌ها، بهبود جزئی در دقت (0.6791) و امتیاز F۱ (0.6903) مشاهده می‌شود. این نشان می دهد که ترکیب ویژگی ها ممکن است به دقت بهتر و عملکرد کلی مدل کمک کند.

بر اساس این نتایج، به نظر می رسد که ترکیبی از هر دو ویژگی n-gram و TF-IDF در مقایسه با استفاده از هر ویژگی به صورت جداگانه، بهبودی حاشیه ای در عملکرد مدل ارائه می دهد. در حالی که این بهبود قابل توجه نیست، نتیجه‌گیری کلی ما از این آزمایش این خواهد بود که : **اگر به دنبال پیشرفت های افزایشی در دقت و دقت کلی مدل هستید، ارزش آن را دارد که رویکرد ویژگی ترکیبی را در نظر بگیرید.**

```
-----------------------------------------------------------
Validation Accuracy (Naive Bayes)(TF-IDF) :  0.720688275310124
Test Accuracy (Naive Bayes)(TF-IDF) :  0.7078831532613046
-----------------------------------------------
--------------- RESULTING FOR TF-IDF FEATURE ----------------------
Validation Accuracy (Naive Bayes)(TF-IDF) :  0.720688275310124
Validation Precision (Naive Bayes)(TF-IDF) :  0.6113871059869905
Validation Recall (Naive Bayes)(TF-IDF) :  0.720688275310124
Validation F1-Score  (Naive Bayes)(TF-IDF) :  0.661237640343044
-----------------------------------------------------------
Validation Accuracy (Naive Bayes)(NGRAM) :  0.7242897158863545
Test Accuracy (Naive Bayes)(NGRAM) :  0.7158863545418167
-----------------------------------------------
--------------- RESULTING FOR NGRAM FEATURE ----------------------
Validation Accuracy (Naive Bayes)(NGRAM) :  0.7242897158863545
Validation Precision (Naive Bayes)(NGRAM) :  0.6380881769695498
Validation Recall (Naive Bayes)(NGRAM) :  0.7242897158863545
Validation F1-Score  (Naive Bayes)(NGRAM) :  0.6672986783818469
-----------------------------------------------------------
Validation Accuracy (Naive Bayes)(Counting) :  0.7130852340936374
Test Accuracy (Naive Bayes)(Counting) :  0.7090836334533813
-----------------------------------------------------------
--------------  RESULTS FOR COUNTING FEATURE   ----------------------
Validation Accuracy (Naive Bayes)(Counting) :  0.7130852340936374
Validation Precision (Naive Bayes)(Counting) :  0.6643255132793805
Validation Recall (Naive Bayes)(Counting) :  0.7130852340936374
Validation F1-Score  (Naive Bayes)(Counting) :  0.6742988238734677
```

شکل ۲: Naive Bayes Results

از این نتایج می توان موارد زیر را مشاهده کرد: ویژگی NGRAM به بالاترین دقت اعتبار سنجی دست می یابد و به دنبال آن ویژگی TF-IDF قرار دارد. با این حال، هنگام در نظر گرفتن دقت تست، ویژگی TF-IDF کمی بهتر عمل می کند. دقت، فراخوانی و امتیاز F۱ الگوهای مشابهی را در بین ویژگی‌ها نشان می‌دهد، با ویژگی NGRAM به طور کلی بهتر از ویژگی‌های TF-IDF و شمارش. شایان ذکر است که معیارهای عملکرد ممکن است بسته به مجموعه داده خاص و ماهیت مشکل طبقه بندی متفاوت باشد. بر اساس این نتایج، به نظر می رسد که ویژگی NGRAM عملکرد کمی بهتر از خود نشان می دهد و در مقایسه با ویژگی های TF-IDF و شمارش، به دقت و امتیاز F۱ بالاتری دست می یابد.

```
Validation Accuracy (SVM) :  0.7222889155662265
Validation Precision (SVM) :  0.6527118658402672
Validation Recall (SVM) :  0.7222889155662265
Validation F1-Score (SVM) :  0.672308578987064
**********************************************************
---------------- RESULTS FOR COUNTING FEATURE ----------------
Validation Accuracy (SVM) :  0.7014805922368947
Validation Precision (SVM) :  0.6423272638890312
Validation Recall (SVM) :  0.7014805922368947
Validation F1-Score (SVM) :  0.6489195413892614
**********************************************************
------------ RESULTS FOR SVM NGRAM FEATURE --------------------
Validation Accuracy (SVM)(NGRAM) :  0.7078831532613046
Validation Precision (SVM)(NGRAM) :  0.6577867787101905
Validation Recall (SVM)(NGRAM) :  0.7078831532613046
Validation F1-Score (SVM)(NGRAM) :  0.6539472765302519
**********************************************************
-------------- RESULTS FOR TF-IDF FEATURE --------------------
Validation Accuracy (SVM) :  0.7222889155662265
Validation Precision (SVM) :  0.6527118658402672
Validation Recall (SVM) :  0.7222889155662265
Validation F1-Score (SVM) :  0.672308578987064
```

شکل ۳: SVM Results

از این نتایج می توان موارد زیر را مشاهده کرد:
مدل SVM با ویژگی شمارش کمترین عملکرد را در تمام معیارها، با دقت، دقت، فراخوانی و امتیاز F۱ کمتر در مقایسه با سایر ویژگی ها به دست می آورد. هر دو ویژگی NGRAM و TF-IDF عملکرد مشابهی را نشان می دهند و در مقایسه با ویژگی شمارش، به دقت، دقت، فراخوانی و امتیاز F۱ بالاتری دست می یابند. مدل SVM با ویژگی TF-IDF به بالاترین دقت اعتبارسنجی و امتیاز F۱ دست می یابد، در حالی که ویژگی NGRAM دقت و یادآوری کمی بالاتری را نشان می دهد. بر اساس این نتایج، به نظر می رسد که مدل SVM با ویژگی TF-IDF به طور کلی بهترین عملکرد را دارد و دقت و امتیاز F۱ بالاتری را در مقایسه با سایر ویژگی ها نشان می دهد.

در نهایت می‌توان به این تبصره کلی اشاره کرد که این نتایج به دست‌آمده مربوط به داده‌های ما می‌باشد و ممکن است با توجه به تغییر بعضی هایپرپارامترها بتوان تغییرات گسترده‌تری در آن‌ها به وجود آورد.

۲ تمرین دوم

نتایج مربوط به آزمایش ما برای مدل‌کردن Topic ها به شرح زیر است. به ازای هر کدام از تعداد Topic بین ۳ تا ۱۵ امتیاز Coherent Score به شرح زیر است :

```
 Coherence Score for the  3 topics : 0.6767713546654176
--------------------------------------------------

 Coherence Score for the  4 topics : 0.6849739873787832
--------------------------------------------------

 Coherence Score for the  5 topics : 0.6953981779587295
--------------------------------------------------

 Coherence Score for the  6 topics : 0.6983948244835263
--------------------------------------------------

 Coherence Score for the  7 topics : 0.6298256798505133
--------------------------------------------------

 Coherence Score for the  8 topics : 0.5388533596855748
--------------------------------------------------

 Coherence Score for the  9 topics : 0.6358683188913125
--------------------------------------------------

 Coherence Score for the  10 topics : 0.4694451804427812
--------------------------------------------------

 Coherence Score for the  11 topics : 0.4911213140781505
--------------------------------------------------

 Coherence Score for the  12 topics : 0.5546870641075222
--------------------------------------------------

 Coherence Score for the  13 topics : 0.45232996654013785
--------------------------------------------------

 Coherence Score for the  14 topics : 0.521629690579584
--------------------------------------------------

 Coherence Score for the  15 topics : 0.5369786191412719
```

شکل ۴: Coherence Scores for topic modeling

همانطور که از تصویر بالا مشخص است ، بهترین امتیاز مربوط به تعداد ۵ یا ۶ Topic می‌باشد .
امتیاز انسجام معیاری برای سنجش کیفیت موضوعات تولید شده توسط الگوریتم LDA (تخصیص دیریکله نهفته) در مدل سازی موضوع است. درجه تشابه معنایی بین کلمات با امتیاز بالا در یک موضوع را اندازه گیری می کند. به عبارت دیگر، میزان معناداری و تفسیرپذیر بودن موضوعات را می سنجد.
امتیاز انسجام بر اساس N کلمه برتر در هر مبحث و همزمانی این کلمات در پیکره مرجع محاسبه می شود. مجموعه مرجع مجموعه بزرگی از اسناد است که به حوزه مورد علاقه مرتبط هستند. امتیاز انسجام بین ۰ تا ۱ است که نمرات بالاتر نشان دهنده موضوعات منسجم تر و قابل تفسیرتر است.
به نظر می‌رسد که یک میزانی از حد برای تعداد مناسب Topic برای هر مجموعه DataSet وجود دارد. در این مجموعه داده ما این تعداد برابر ۵ و ۶ می‌باشد.

```
--------------------------------------------------
[(0,
  '0.005*"منبع: GSM Arena منبع"*0.004 + "۳ علم و تکنولوژی: The Verge و علم '
  '"*0.002 + "۳ تکنولوژی: gsmarena برای آگاهی"*0.001 + "۳ علم و تکنولوژی و '
  'از آخرین اخبار و اطلاعات جشنواره فیلم فجر به صفحه ویژه جشنواره فیلم فجر ۹۷ '
  '"علم و تکنولوژی ۳ کالا مگ بروید.": Sam Mobile + "*0.001 + "منبع\u200cدر دیجی'
  '"*0.001 + "۲ سلامت و زیبایی: off ۳۰ خرید کتاب از "*0.001 + "کد تخفیف BBC: منبع'
  '"*0.001 + "۶ ادبیات و فیدیبو کتاب: vg ۲۴۷ این "*0.000 + "۰ بازی ویدیویی '
  'توانید آن را با ۳۰ درصد تخفیف از\u200eکتاب در کمپ-ن-چی بخونم قرار دارد و می '
  '"*0.000 + "۱ MOTOR سایت فیدیبو دانلود و مطالعه کنید.": علم و تکنولوژی '
  '۳"'),
 (1,
  '0.004*"منبع: Phone Arena منبع"*0.003 + "۳ علم و تکنولوژی: Polygon بازی '
  '"*0.003 + "۰ ویدیویی: Gematsu منبع"*0.003 + "۰ بازی ویدیویی: VG ۲۴۷ '
  'توانید با ۳۰ درصد تخفیف از\u200cبازی ویدیویی ۰" + "*0.002 + "این کتاب را می '
  'سایت فیدیبو دانلود و مطالعه کنید.": منبع: مارک براون – یوتیوب بازی '
  '"*0.001 + "بی.": دانلود کتاب از فیدیبو کتاب و ادبیات ۶"*0.001 + "۰ ویدیویی" + '
  '"*0.001 + "جی To ۵ Mac منبع: ۹"*0.001 + "۳ علم و تکنولوژی."'),
 (2,
  '0.025*"منبع"*0.004 + "۲ سلامت و زیبایی: Android Authority ۳ علم و تکنولوژی" '
  '+ 0.004*"منبع: GSMArena منبع"*0.001 + "۳ علم و تکنولوژی: The Verge و هنر '
  'ها با ما و دیگران در میان\u200cسینما ۵"*0.001 + "نظرات خود را در بخش کامنت '
  'سلامت و زیبایی ۲" + "*0.001 + "شما در این Engadget: بگذارید."*0.001 + "منبع'
  'کنید؟" + "*0.001 + "خیلی اوقات از دور تماشا کردن و عکس\u200cزمینه چه فکر می '
  'لطفا به خصوص وقتی جاده شلوغ است، درست رانندگی\u200cگرفتن لذت بیشتری دارد '
  'کنید لازم نیست همیشه تخت گاز برانیم، لازم نیست دائما در تلاش برای سبقت '
  'گرفتن از ماشین جلویی باشیم و لازم نیست هرسال اثبات کنیم که بعد از رانندگان '
  'تانزانیا، لیبی، مالاوی و جمهوری دموکراتیک کنگو، بدترین رانندگان جهان '
  '"هستیم!" + "*0.001 + "(اصلاح این یکی که دیگر دست خودمان است…) سلامت و زیبایی ۲ '
  'دستور پخت و عکس: مریم ابراهیمیبیشتر بخوانید: چطور کیک سیب و دارچین"*0.001 + '
  'درست کنیم؟"'),
 (3,
  '0.023*"منبع"*0.003 + "۳ علم و تکنولوژی"*0.011 + "۵ هنر و سینما: TheVerge '
  'علم و تکنولوژی ۳" + "*0.003 + "۱ راهنمای خرید"*0.003 + "برای مطالعه روی عکس زیر '
  'بازی ویدیویی ۰" + "*0.002 + "اگر به این The Verge: کلیک کنید."*0.002 + "منبع'
  'مطلب علاقه داشتنید، سایر مطالب مجله را هم مطالعه کنید."*0.001 + "منتقدان چه '
  'علم و تکنولوژی ۳" + "*0.001 + "در این ۱ motor: گویند؟"*0.001 + "منبع\u200cمی '
  'ها و شعرهای به\u200cهای خوب، قصه\u200cبرنامه سعی کردیم موسیقی\u200cویژه '
  'یادماندنیی را برایتان انتخاب کنیم و همچنین هر روز یکی از بهترین '
  'های سینمایی ایران و جهان را به انتخاب مازیار وکیلی منتقد سینما\u200cفیلم،'
```

شکل ۵: Topics for 6 topics (1)

```
 'گرفتن از ماشین جلویی باشیم و لازم نیست هرسال اثبات کنیم که بعد از رانندگان '
 'تانزانیا، لیبی، مالاوی و جمهوری دموکراتیک کنگو، بدترین رانندگان جهان '
 'هستیم!" + 0.001*"(اصلاح این یکی که دیگر دست خودمان است…) سلامت و زیبایی ۲ "'
 'دستور پخت و عکس: مریم ابراهیمیبیشتر بخوانید: چطور کیک سیب و دارچین"*0.001 + '
 'درست کنیم؟"'),
(3,
 'TheVerge :هنر و سینما ۵" + 0.011*"علم و تکنولوژی ۳"*0.003 + "منبع"*0.023 '
 'علم و تکنولوژی ۳" + 0.003*"راهنمای خرید ۱"*0.003 + "برای مطالعه روی عکس زیر '
 'بازی ویدیویی ۰" + 0.002*"اگر به این The Verge :کلیک کنید."*0.002 + "منبع" '
 'مطلب علاقه داشتنید، سایر مطالب مجله را هم مطالعه کنید."*0.001 + "منتقدان چه '
 'علم و تکنولوژی ۳" + 0.001*"در این ۱ motor :گویند؟"*0.001 + "منبع\u200cمی '
 'ها و شعرهای به\u200cهای خوب، قصه\u200cبرنامه سعی کردیم موسیقی\u200cویژه '
 'یادماندنی را برایتان انتخاب کنیم و همچنین هر روز یکی از بهترین '
 'فیلم\u200cهای سینمایی ایران و جهان را به انتخاب مازیار وکیلی منتقد سینما '
 'پیشنهاد می\u200cکنیم."'),
(4,
 'بازی ویدیویی ۰ GameSpot :بازی ویدیویی ۰" + 0.002*"منبع"*0.009 + " '
 'سلامت و زیبایی Inc :علم و تکنولوژی ۳"*0.001 + "منبع :phonearena"*0.001 + "منبع '
 'ارزش ۳۰۰ دلار را دارد؟ Nintendo Switch قسمت شانزدهم: آیا"*0.001 + " '
 'های پاییزی را از دست ندهید (قسمت اول) قسمت\u200cقسمت چهارم: این بازی"*0.001 '
 'های پاییزی را از دست ندهید (قسمت دوم) قسمت ششم: جادوی\u200cپنجم: این بازی '
 'بخریم یا نه؟" + 0.001*"قسمت نوزدهم: آخرین Nintendo Switch :فوتبالقسمت هفتم '
 'محافظ سونی تو زرد از آب درآمد!" + 0.001*"قسمت دوازدهم: پایان ده سال انتظار؛ '
 'چرا فاینال فانتزی ۱۵ را دوست داریم؟" + 0.001*"قسمت سیزدهم: رزیدنت اویل ۷ '
 'از گور برآمدهقسمت چهاردهم: زمستان امسال چه بازی کنیم؟" + 0.001*"قسمت هفدهم '
 'های جدید مارول؛ مروری بر داستان کونانقسمت\u200cاز رزیدنت اویل تا بازی '
 'هجدهم: آیا رزیدنت اویل ۷ طرفداران را راضی کرده است؟"'),
(5,
 'سلامت و زیبایی ۲" + 0.001*"آخرین اخبار و اطلاعات :Healthline"*0.001 + "منبع '
 'ی\u200cی ویژه\u200cهای مختلف جشنواره را در صفحه\u200cی فیلم\u200cدرباره '
 'جشنواره فیلم فجر ۹۸ بخوانید." + 0.001*"بیشتر بخوانید: در روزهای '
 'ی دیجی کالا مگ بشوید هنر و سینما ۵\u200cی فیلم فجر ۹۸ نویسنده\u200cجشنواره" '
 'ها عرضه\u200cاستیشن ۵ به این زودی\u200cقسمت پنجاه و چهارم: آیا پلی"*0.001 + '
 'شود؟" + 0.001*"منبع: یوروگیمر بازی ویدیویی ۰" + 0.001*"منبع\u200cمی '
 'سلامت و زیبایی ۲" + "علم و تکنولوژی ۳"*0.001 + "منبع :The Verge '
 'هنر و سینما ۵" + "کتاب و ادبیات ۶"*0.001 + "منبع :Polygon '
 'بیشتر بخوانید: نقد روزی روزگاری در هالیوود؛ وقتی مخدر سینما آرام زیر"*0.000 '
 'خزد هنر و سینما ۵\u200cپوست می"')]
--------------------------------------------------
--------------------------------------------------
```

شکل ۶: Topics for 6 topics (2)

۳ تمرین سوم

$$P(Minus|Doc1) < P(Plus|Doc1)$$

$$P(Minus|Doc2) > P(Plus|Doc2)$$

$$P(Minus|Doc3) < P(Plus|Doc3)$$

$$P(Minus|Doc4) > P(Plus|Doc4)$$

$$P(Minus|Doc5) < P(Plus|Doc5)$$

با توجه به نتایج بالا ، هر یک از اسناد برچسب متناظر خود را دریافت خواهند کرد.
بر اساس منطق این رده‌بند ، هر کدام که از این اسناد که احتمال شرطی بالاتری برای هر کدام از کلاس‌ها داشته‌باشد ، به آن کلاس مربوط می‌شود.
باید به مقایسه دو عبارت زیر به ازای سند ۶ و ۷ بپردازیم و سپس برچسب متناظر با آن داده را بر روی سند مدنظر بزنیم.

$$P(plus) * P(W_1|plus) * P(W_2|plus) * P(W_3|plus) * ... * P(W_n|plus)$$

$$P(minus) * P(W_1|minus) * P(W_2|minus) * P(W_3|minus) * ... * P(W_n|minus)$$

با توجه به معادلات جایگاه نامعادلات بالا ، به داده‌های زیر خواهیم رسید :

$$P(plus) = \frac{3}{5}$$

$$P(minus) = \frac{2}{5}$$

$$P(love|plus) = \frac{1+1}{11+6} = \frac{2}{17}$$

$$P(movie|plus) = \frac{4+1}{11+6} = \frac{5}{17}$$

$$P(great|plus) = \frac{2+1}{11+6} = \frac{3}{17}$$

$$P(good|plus) = \frac{2+1}{11+6} = \frac{3}{17}$$

$$P(acting|plus) = \frac{1+1}{11+6} = \frac{2}{17}$$

$$P(I|plus) = \frac{1+1}{11+6} = \frac{2}{17}$$

$$P(hated|minus) = \frac{1+1}{5+5} = \frac{2}{10}$$

$$P(I|minus) = \frac{1+1}{5+5} = \frac{2}{10}$$

$$P(movie|minus) = \frac{1+1}{5+5} = \frac{2}{10}$$

$$P(poor|minus) = \frac{1+1}{5+5} = \frac{2}{10}$$

$$P(acting|minus) = \frac{1+1}{5+5} = \frac{2}{10}$$

Document6 : I loved the poor play.

$$P(plus|Document6) = P(plus) * \frac{P(love|plus) * P(I|plus) * P(poor|plus) * P(play|plus)}{P(Document6)}$$

$$P(minus|Document6) = P(minus) * \frac{P(love|minus) * P(I|minus) * P(poor|minus) * P(play|minus)}{P(Document6)}$$

با توجه به این که مقدار احتمال سند ششم برای هر دو ترم با هم برابر است ، به صورت زیر تخمین خواهیم زد :

$$P(plus|Document6) = \frac{3}{5} * \frac{2}{17} * \frac{2}{17} * \frac{1}{17} * \frac{1}{17} = 0.000028735$$

$$P(minus|Document6) = \frac{2}{5} * \frac{1}{10} * \frac{2}{10} * \frac{2}{10} * \frac{1}{10} = 0.00016$$

برچسب سند ششم منفی خواهد بود.

Document7 : I hated the play movie.

همانند جایگاه معادلات بالا برای سند ۶ ، مقادیر احتمالاتی را برای کلاس‌های ممکن برای سند ۷ را محاسبه خواهیم کرد :

$$P(plus|Document7) = \frac{3}{5} * \frac{2}{17} * \frac{1}{17} * \frac{1}{17} * \frac{5}{17} = 0.00007183822$$

$$P(minus|Document7) = \frac{2}{5} * \frac{2}{10} * \frac{2}{10} * \frac{2}{10} * \frac{1}{10} = 0.00032$$

برچسب سند هفتم منفی خواهد بود.

با توجه به نتایج بالا و وزن کلمه مثبتی همچون love و وزن منفی کلمه‌ای چون poor می‌توان پیش‌بینی نمود که وزن بیشتر به سمت کلاس منفی باشد ، چرا که احتمال منفی به شرط کلمه poor بسیار بیشتر از احتمال مثبت به شرط کلمه love است.

$$P(minus|poor) > P(plus|love)$$

و همچنین وزن کلمه منفی مانند hate همچین نتایجی قابل پیش‌بینی بود.
نتایج به دست‌آمده تا حد خوبی منطقی هستند.
این نتایج به نظر بیشتر وابسته به داده‌های پس‌زمینه Background ما هستند. وابستگی میزان احتمال هر کلاس به شرط هر کلمه که از داده‌های پس‌زمینه ما به دست آمدند این قضیه را بیشتر اثبات می‌کند.