

KHAI THÁC DỮ LIỆU VÀ ỨNG DỤNG BÀI TẬP 03

Phân lớp Classification

Giảng viên hướng dẫn: Nguyễn Ngọc Thảo

Người thực hiện: Nhóm 37

Hà Tiến Đạt – 18424023

Vũ Mạnh Hùng -18424029



TP.HCM - 09/2019

Mục lục

I)	Nội dung thực hiện báo cáo viết (10 điểm)	. 3
	1) Bộ lọc StringToWordVector chuyển chuỗi ký tự thành nhiều thuộc tính số (@attribute). Bạn đếm được bao nhiêu thuộc tính số trong bảng classifier output?	. 4
	2) Thuộc tính class (tức là "ý kiến" của mỗi tweet) có bị ảnh hưởng bởi bộ lọc không?	. 4
	3) Ghi nhận vào báo cáo các giá trị accuracy, TP-Rate, FP-Rate, Precision, Recall, F-Measure và kết quả khảo sát confusion matrix. Tóm lại, bạn nhận thấy bộ phân lớp đã thực thi như thế nào? Bạn có hài lòng với kết quả phân lớp này không? Tại sao?	
	4) Nhấn StringToWordVector để hiển thị cửa số chứa nhiều tùy chọn. Các tùy chọn này là tham số ảnh hưởng đến hành vi của bộ lọc và do đó cũng ảnh hưởng đến bộ phân lớp về mặt tổng thể. Nhấn More và đọc mô tả của các tham số. Sau khi đã đọc hiểu mọi tham số, bạn hãy tập trung vào tham số minTermFreq. Hiệu chỉnh giá trị của tham số này. Đầu tiên đặt giá trị bằng 5. Chạy lại bộ phân lớp, phân tích kết quả đầu ra, và ghi nhận vào báo cáo các giá trị accuracy, TP-Rate, FP-Rate, Precision, Recall, F-Measure và kết quả khảo sát confusion matrix. Bạn nhận thấy bộ phân lớp đã thực thi như thế nào?	′
	5) Tiếp đó đặt giá trị của tham số minTermFreq bằng 10. Chạy lại bộ phân lớp, phân tích kế quả đầu ra, và ghi nhận vào báo cáo các giá trị accuracy, TP-Rate, FP-Rate, Precision, Recall, F-Measure và kết quả khảo sát confusion matrix. Bạn nhận thấy bộ phân lớp đã thực thi như thế nào?	
	6) Bạn có thể giải thích chức năng của tham số minTermFreq thông qua cách thức mà than số này tác động đến hiệu quả phân lớp?1	
	7) Phục hồi giá trị của tham số minTermFreq về 1. Tải tập tin hư từ (stopword) về máy tính từ địa chỉ sau, http://stp.lingfil.uu.se/~santinim/sais/2016/stopwords_eng.txt. Thiết lập tham số useStoplist thành True và chỉ định các tập tin stopwords _eng.txt vào trường stopwords. Đọc kỳ nội dung của bảng classifier output. Bạn đếm được bao nhiêu thuộc tính trong bảng classifier output?	-
	8) Ghi nhận vào báo cáo các giá trị accuracy, TP-Rate, FP-Rate, Precision, Recall, F-Measure và kết quả khảo sát confusion matrix. Bộ phân lớp hoạt động như thế nào so với kết quả thực thi trong những câu hỏi trước?1	12
	9) Bạn sẽ làm thế nào để tăng sức ảnh hưởng của danh sách hư từ lên việc phân lớp? Hãy đưa ra một vài kiến nghị (ví dụ thêm nhiều từ trong tweet vào tập tin danh sách hư từ, hoặc giảm số từ trong tập tin, loại bỏ/thêm vào/xử lý phủ định, v.v.)	
	10) Bạn được tùy chọn một tham số từ danh sách tham số của bộ lọc, ngoài những tham số bạn đã trải nghiệm trong các câu hỏi bên trên. Mô tả tham số và giải thích lý do bạn chọn tham số này. Ghi nhận vào báo cáo các giá trị accuracy, TP-Rate, FP-Rate, Precision, Recall, F-Measure và kết quả khảo sát confusion matrix. Bộ phân lớp hoạt động như thế nào với cấu hìn tham số mà bạn đã chọn? So sánh với các lượt chạy trước đó	า าh
Ш	Nội dung thực hiện cài đặt (10 điểm)1	17
	1) (1.0đ) Chương trình nhận dữ liệu đầu vào là tập tin *.csv có cấu trúc như sau1	17
	2) (3.0đ) Chương trình phát sinh dữ liệu đầu ra là tập tin model.txt chứa thông tin tương tự như trong phần văn bản của cửa số Classifier output (tab Classify – WEKA), bao gồm1	

Tài liêu

3) fc	B) (1.0đ) Chương trình thực thi giải thuật ID3 và đánh giá giải thuật bằng phương pháp r olds cross validation với cú pháp tham số dòng lệnh như sau	
	4) (5.0đ) Tùy chọn 3 tập dữ liệu có quy mô nhỏ (~100 mẫu), trung bình (~500 mẫu), và lo (~1000 mẫu). Chạy chương trình cài đặt với các tập dữ liệu đã chọn và đối chiếu kết quả ph	nát
si	sinh được với kết quả của WEKA ID3 trên cùng bộ tham số	19
III)	Nguồn tham khảo:	19

I) Nội dung thực hiện báo cáo viết (10 điểm)

Dữ liệu thực nghiệm

Sinh viên làm việc trên tập dữ liệu gồm các bài viết đăng trên Twitter (còn gọi là tweet). Tập dữ liệu này được trích từ nguồn "ngữ liệu Edinburgh Twitter" trong công trình khoa học của Petrovic và cộng sự (2010). Tweets được sử dụng rộng rãi trong bài toán phân tích ý kiến (sentiment analysis), và nhà kiến tạo ngữ liệu đã đưa ra lý do như sau: "Dịch vụ blog mini Twitter đã và đang trở thành công cụ phổ biến để thể hiện ý kiến, loan truyền tin tức hay đơn giản là liên lạc với bạn bè. Người ta thường bình luận về những sự kiện trong thời gian thực, với hàng trăm bài viết nhỏ (tweets) được đăng mỗi giây cho những sự kiện quan trọng." (Petrovic và cộng sự, 2010). Bài thực hành này chỉ thao tác trên một tập dữ liệu con nhỏ hơn của toàn bộ ngữ liệu, vốn được tạo ra nhằm mục đích học tập. Tập dữ liệu nhỏ ở định dạng ARFF, bao gồm 100 tweets dương (positive) và 100 tweet âm (negative).

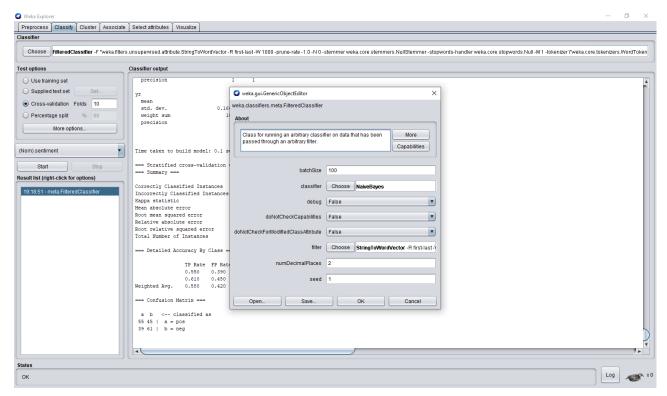
Tập dữ liệu gồm hai thuộc tính, tweet_body (kiểu dữ liệu string, chứa nội dung văn bản của mỗi tweet) và class (kiểu dữ liệu nominal, mang một trong hai giá trị, dương (postive, pos) hoặc âm (negative, neg)).

Khởi động Weka và chọn giao diện Explorer. Mở tập dữ liệu thực nghiệm trong Weka (Preprocess → Open File). Di chuyển đến tab Classify. Nhấn nút Choose và tiếp đó chọn Meta → FilteredClassifier. Nhấn lên tên của FilteredClassifier để hiển thị cửa số tham số.

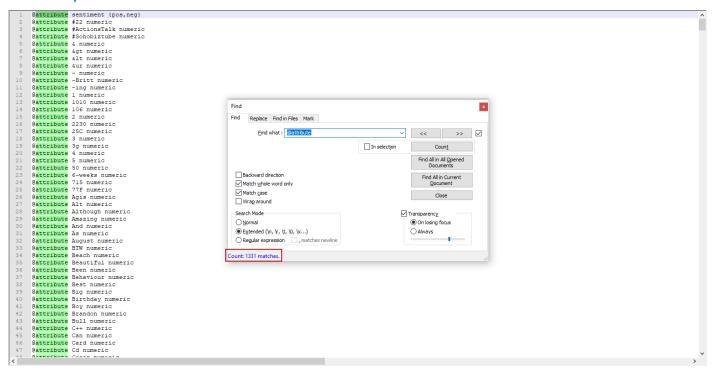
Trong cửa sổ này, bạn có thể chọn bộ phân lớp và bộ lọc rút trích đặc trưng tương ứng. Chọn bộ phân lớp naïve Bayes (Classifier \rightarrow bayes \rightarrow NaiveBayes) và bộ lọc StringToWordVector (filter \rightarrow unsupervised \rightarrow StringToWordVector). StringToWordVector có chức năng chuyển đổi chuỗi ký tự (tức là nôi dung của tweet) thành vector từ khóa.

Nhấn OK và tiếp đó nhấn Start.

Tài liêu



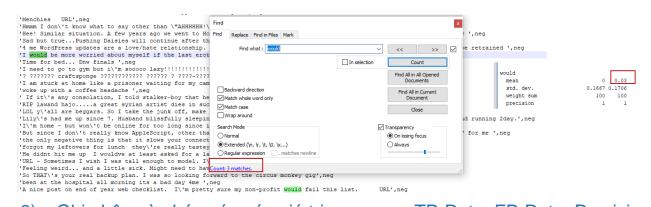
1) Bộ lọc StringToWordVector chuyển chuỗi ký tự thành nhiều thuộc tính số (@attribute). Bạn đếm được bao nhiều thuộc tính số trong bảng classifier output?



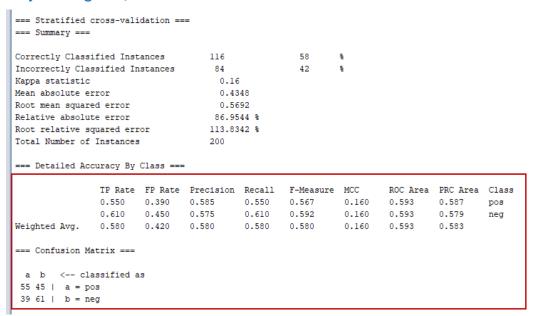
Số thuộc tính trong bảng classifier output là 1131 thuộc tính. Trong đó có 1130 thuộc tính số

2) Thuộc tính class (tức là "ý kiến" của mỗi tweet) có bị ảnh hưởng bởi bộ lọc không?

Thuộc tính class không bị ảnh hưởng bởi bộ lọc



3) Ghi nhận vào báo cáo các giá trị accuracy, TP-Rate, FP-Rate, Precision, Recall, F-Measure và kết quả khảo sát confusion matrix. Tóm lại, bạn nhận thấy bộ phân lớp đã thực thi như thế nào? Bạn có hài lòng với kết quả phân lớp này không? Tại sao?



• Confusion matrix:

		Predicted Class		
		pos	neg	
A atrual Class	pos	TP = 55	FN = 45	P =100
Actual Class	neg	FP = 39	TN =61	N = 100
		P' = 94	N' = 106	All = 200

Accuracy:

$$= \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{All}} = \frac{55 + 61}{200} = 0.58$$

• TP-Rate:

■ Theo pos: 0.55

■ Theo neg: 0.61

Trung bình: 0.58

FP-Rate:

■ Theo pos: 0.39

■ Theo neg: 0.45

■ Trung bình: 0.42

Precision:

■ Theo pos: 0.585

■ Theo neg: 0.575

■ Trung bình: 0.58

Recall:

■ Theo pos: 0.55

■ Theo neg: 0.61

Trung bình: 0.58

F-Measure:

■ Theo pos: 0.567

■ Theo neg: 0.592

■ Trung bình: 0.58

Nhận xét:

Bộ phân lớp thực thi tương đối tốt khi kết quả phân lớp có 116 giá trị phân lớp đúng chiếm 58%. Tỷ lệ mẫu mà bộ phân lớp gán nhãn pos thực sư là pos (độ chính xác) là 0.585. Tỷ lệ mẫu pos mà bộ phân lớp đã gán nhãn được (độ toàn vẹn) là 0.55.

Tóm lại khi xét trên mẫu dữ liệu là kiểu text (văn bản) muốn phân lớp thì phải tiền xử lý thông qua bộ lọc. Khi đó kết quả phân lớp sẽ bị ảnh hưởng bởi kết quả của bộ lọc. Nên với các độ đo đều trên mức trung bình thì bô phân lớp thực thi tốt.

File kết quả đính kèm: Result_minTermFreq_1.txt

4) Nhấn StringToWordVector để hiển thị cửa số chứa nhiều tùy chọn. Các tùy chọn này là tham số ảnh hưởng đến hành vi của bộ lọc và do đó cũng ảnh hưởng đến bộ phân lớp về mặt tổng thể. Nhấn More và đọc mô tả của các tham số. Sau khi đã đọc hiểu mọi tham số, bạn hãy tập trung vào tham số minTermFreq. Hiệu chỉnh giá trị của tham số này. Đầu tiên đặt giá trị bằng 5. Chạy lại bộ phân lớp, phân tích kết quả đầu ra, và ghi nhận vào báo cáo các giá trị accuracy, TP-Rate, FP-Rate, Precision, Recall, F-Measure và kết quả khảo sát confusion matrix. Bạn nhận thấy bộ phân lớp đã thực thi như thế nào?

```
Time taken to build model: 0.05 seconds
=== Stratified cross-validation ===
=== Summarv ===
                                                    52.5 %
Correctly Classified Instances
Incorrectly Classified Instances
                                                     47.5
Kappa statistic
                                    0.05
                                     0.4609
Mean absolute error
Root mean squared error
                                     0.5731
Relative absolute error
                                    92.1732 %
Root relative squared error
                                    114.6284 %
Total Number of Instances
=== Detailed Accuracy By Class ===
                TP Rate FP Rate Precision Recall F-Measure MCC
                                                                      ROC Area PRC Area Class
               0.550 0.500 0.524 0.550 0.537
                                                              0.050 0.562 0.557
                                                                                         pos
             0.500 0.450 0.526 0.500
0.525 0.475 0.525 0.525
                                                 0.513
0.525
                                                                      0.562
                                                             0.050
                                                                               0.541
                                                                                         nea
Weighted Avg.
                                                             0.050
                                                                      0.562
                                                                               0.549
 == Confusion Matrix ===
  a b <-- classified as
 55 45 | a = pos
 50 \ 50 \ l b = neg
```

Confusion matrix:

		Predicted Class		
		pos	neg	
A at al Class	pos	TP = 55	FN = 45	P =100
Actual Class	neg	FP = 50	TN =50	N = 100
		P' = 105	N' = 95	All = 200

Accuracy:

$$= \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{All}} = \frac{55 + 61}{200} = 0.58$$

• TP-Rate:

• Theo pos: 0.55

■ Theo neg: 0.5

Trung bình: 0.525

• FP-Rate:

Theo pos: 0.5

■ Theo neg: 0.45

■ Trung bình: 0.475

Precision:

Theo pos: 0.524

■ Theo neg: 0.526

■ Trung bình: 0.525

Recall:

Theo pos: 0.55

■ Theo neg: 0.5

Trung bình: 0.525

F-Measure:

■ Theo pos: 0.537

■ Theo neg: 0.513

Trung bình: 0.525

Nhân xét:

Khi minTermFreq = 5 thì kết quả phân lớp thay đổi theo có 105 giá trị phân lớp đúng chiếm 52.5%. So sánh các độ đo với minTermFreq = 1 thì giảm

Như vậy minTermFreq tác động đến hiệu quả phân lớp và có thể tỉ lệ với hiệu quả phân lớp. Tăng minTermFreq thì hiệu quả phân lớp có thể giảm đi và ngược lại

File kết quả đính kèm: Result_minTermFreq_5.txt

5) Tiếp đó đặt giá trị của tham số minTermFreq bằng 10. Chạy lại bộ phân lớp, phân tích kết quả đầu ra, và ghi nhận vào báo cáo các giá trị accuracy, TP-Rate, FP-Rate, Precision, Recall, F-Measure và kết quả khảo sát confusion matrix. Ban nhân thấy bộ phân lớp đã thực thi như thế nào?

```
Time taken to build model: 0.01 seconds
=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===
                                                           54.5 %
45.5 %
                                        109
Correctly Classified Instances
                                       91
0.09
Incorrectly Classified Instances
Kappa statistic
Mean absolute error
                                          0.4737
Root mean squared error
                                          0.5324
Relative absolute error
                                         94.7486 %
Root relative squared error
                                       106.47 %
Total Number of Instances
=== Detailed Accuracy By Class ===
                 TP Rate FP Rate Precision Recall F-Measure MCC ROC Area PRC Area Class
0.620 0.530 0.539 0.620 0.577 0.091 0.571 0.585 0.470 0.380 0.553 0.470 0.508 0.091 0.571 0.530 0.591 0.545 0.545 0.545 0.545 0.545 0.545 0.542 0.091 0.571 0.558
                                                                                                    pos
                                                                                                    neg
 == Confusion Matrix ===
  a b <-- classified as
 62 38 | a = pos
 53 47 | b = neg
```

• Confusion matrix:

		Predicted Class		
		pos	neg	
A atrual Class	pos	TP = 62	FN = 38	P =100
Actual Class	neg	FP = 53	TN =47	N = 100
		P' = 115	N' = 85	All = 200

Accuracy:

$$= \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{All}} = \frac{62 + 47}{200} = 0.545$$

• TP-Rate:

■ Theo pos: 0.62

■ Theo neg: 0.47

■ Trung bình: 0.545

• FP-Rate:

■ Theo pos: 0.53

■ Theo neg: 0.38

■ Trung bình: 0.455

• Precision:

■ Theo pos: 0.539

■ Theo neg: 0.553

■ Trung bình: 0.546

• Recall:

■ Theo pos: 0.62

■ Theo neg: 0.47

Trung bình: 0.545

F-Measure:

■ Theo pos: 0.577

■ Theo neg: 0.508

■ Trung bình: 0.542

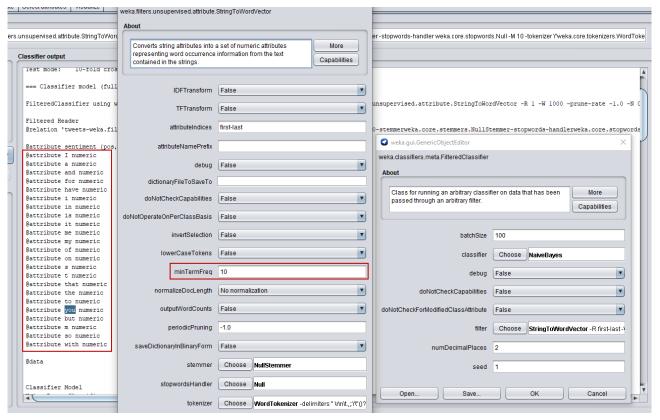
Nhận xét:

Khi minTermFreq = 10 thì kết quả phân lớp thay đổi theo có 109 giá trị phân lớp đúng chiếm 54.5%. So sánh các độ đo với minTermFreq = 5 thì tăng nhưng vẫn nhỏ hơn so với minTermFreq = 1

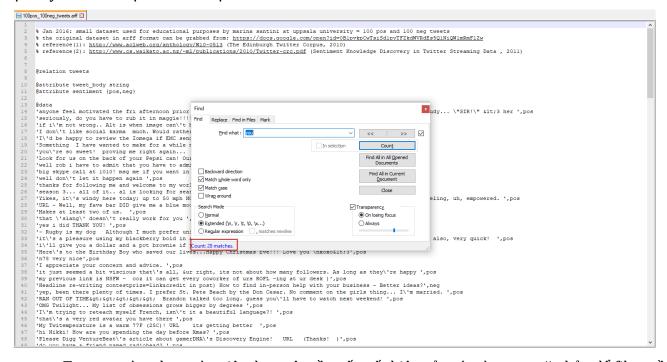
Như vậy minTermFreq không thật sự tỷ lệ với hiệu quả phân lớp. Tăng minTermFreq thì hiệu quả phân lớp chưa chắc đã giảm đi và ngược lại

File kết quả đính kèm: **Result_minTermFreq_10.txt**

- 6) Bạn có thể giải thích chức năng của tham số minTermFreq thông qua cách thức mà tham số này tác động đến hiệu quả phân lớp?
 - Tham số minTermFreq là The minimum term frequency Tần số giới hạn tối thiểu. Được thực thi trên cơ sở của mỗi lớp. Cụ thể khi thiết lập tham số minTermFreq = 10 cho filter StringToWordVector thì các từ được xem xét phải xuất hiện ít nhất 10 lần.

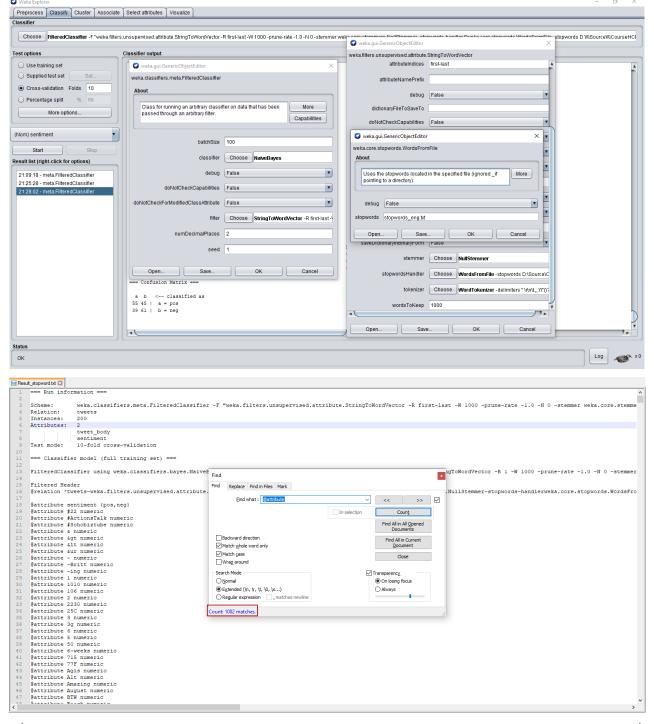


Ví dụ từ "you" xuất hiện 28 lần được xem xét



 Trong trường hợp này việc dựa trên tần số xuất hiện của các từ trong văn bản để filter rồi từ đó tiến hành phân lớp không đem lại hiệu quả hơn. Từ xuất hiện nhiều chưa chắc đã thể

- hiện đúng phân lớp. Còn phải phụ thuộc vào ý nghĩa của từ. Tác động của các từ không có ý nghĩa hay mang ý nghĩa chung chung không cụ thể nhưng lại xuất hiện nhiều (stopword).
- 7) Phục hồi giá trị của tham số minTermFreq về 1. Tải tập tin hư từ (stopword) về máy tính từ địa chỉ sau, http://stp.lingfil.uu.se/~santinim/sais/2016/stopwords_eng.txt. Thiết lập tham số useStoplist thành True và chỉ định các tập tin stopwords _eng.txt vào trường stopwords. Đọc kỹ nội dung của bảng classifier output. Bạn đếm được bao nhiều thuộc tính trong bảng classifier output?



Số thuộc tính trong bảng classifier output là 1082 thuộc tính. Trong đó có 1081 thuộc tính số

Tài liêu

8) Ghi nhận vào báo cáo các giá trị accuracy, TP-Rate, FP-Rate, Precision, Recall, F-Measure và kết quả khảo sát confusion matrix. Bộ phân lớp hoạt động như thế nào so với kết quả thực thi trong những câu hỏi trước?

```
Time taken to build model: 0.08 seconds
=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===
                              107
                                                 53.5 %
Correctly Classified Instances
Incorrectly Classified Instances
                                  93
                                                  46.5 %
                                   0.07
Kappa statistic
                                    0.4773
Mean absolute error
Root mean squared error
                                   0.5461
Relative absolute error
                                   95.4535 %
Root relative squared error
                                 109.2126 %
Total Number of Instances
 === Detailed Accuracy By Class ===
               TP Rate FP Rate Precision Recall F-Measure MCC ROC Area PRC Area Class
               0.580 0.510 0.532 0.580 0.555 0.070 0.546 0.538 pos
             0.490 0.420 0.538 0.490 0.513 0.070 0.546 0.549
0.535 0.465 0.535 0.535 0.534 0.070 0.546 0.543
                                                                                      neg
Weighted Avg.
 == Confusion Matrix ===
 a b <-- classified as
 58 42 | a = pos
 51 49 | b = neg
```

Confusion matrix:

		Predicted Class		
		pos	neg	
Astual Class	pos	TP = 58	FN = 42	P =100
Actual Class	neg	FP = 51	TN = 49	N = 100
	•	P' = 109	N' = 91	All = 200

Accuracy:

$$= \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{All}} = \frac{58 + 49}{200} = 0.535$$

TP-Rate:

■ Theo pos: 0.58

■ Theo neg: 0.49

■ Trung bình: 0.535

• FP-Rate:

■ Theo pos: 0.51

■ Theo neg: 0.42

■ Trung bình: 0.465

• Precision:

■ Theo pos: 0.32

■ Theo neg: 0.38

■ Trung bình: 0.535

Recall:

Theo pos: 0.58

■ Theo neg: 0.49

■ Trung bình: 0.535

F-Measure:

Theo pos: 0.555

■ Theo neg: 0.513

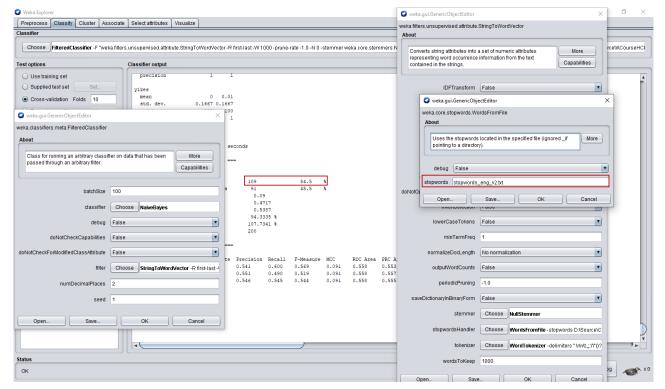
■ Trung bình: 0.534

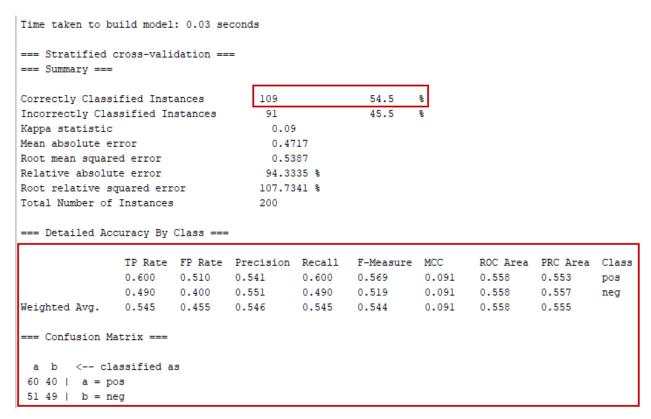
Nhận xét:

So với minTermFreq = 5 thi thi tốt hơn nhưng không bằng khi minTermFreq = 1 hay minTermFreq = 10

File kết quả đính kèm: Result_stopword.txt

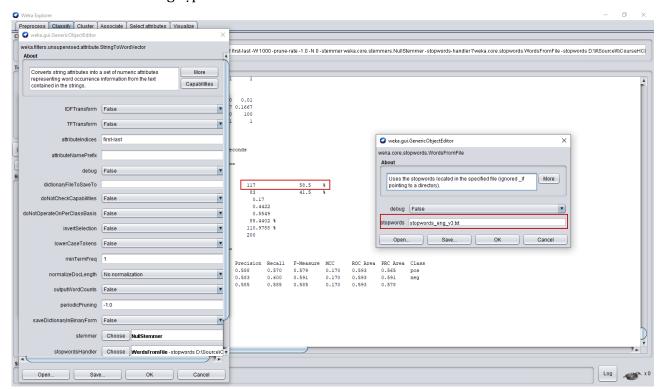
- 9) Bạn sẽ làm thế nào để tăng sức ảnh hưởng của danh sách hư từ lên việc phân lớp? Hãy đưa ra một vài kiến nghị (ví dụ thêm nhiều từ trong tweet vào tập tin danh sách hư từ, hoặc giảm số từ trong tập tin, loại bỏ/thêm vào/xử lý phủ định, v.v.)
 - Thêm nhiều từ trong tweet vào tập tin danh sách hư từ:

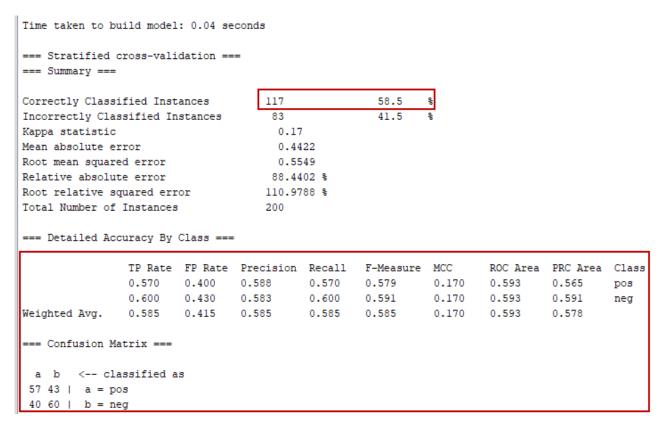




File kết quả đính kèm: Result_stopword_v2.txt

Giảm số từ trong tập tin hư từ:

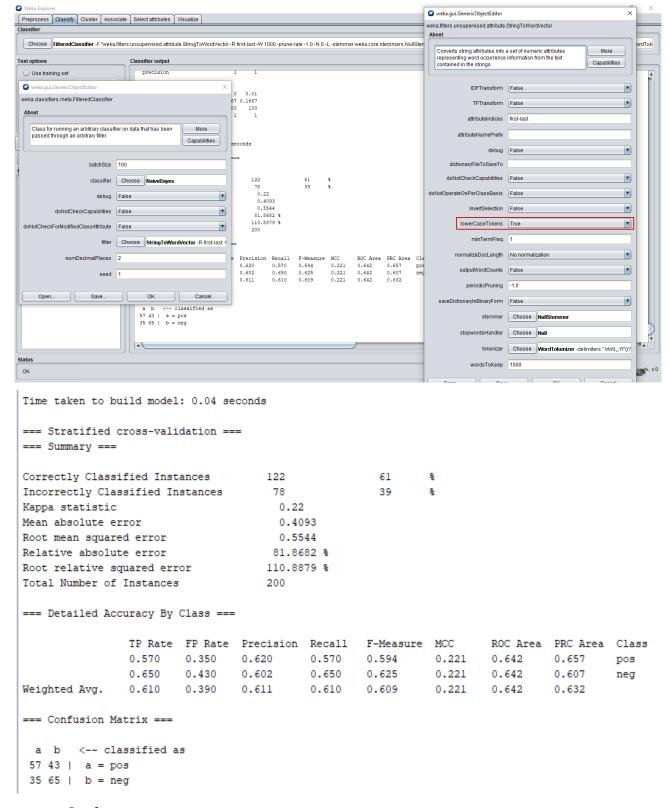




File kết quả đính kèm: Result_stopword_v3.txt

10) Bạn được tùy chọn một tham số từ danh sách tham số của bộ lọc, ngoài những tham số bạn đã trải nghiệm trong các câu hỏi bên trên. Mô tả tham số và giải thích lý do bạn chọn tham số này. Ghi nhận vào báo cáo các giá trị accuracy, TP-Rate, FP-Rate, Precision, Recall, F-Measure và kết quả khảo sát confusion matrix. Bộ phân lớp hoạt động như thế nào với cấu hình tham số mà bạn đã chọn? So sánh với các lượt chạy trước đó.

Chọn lowerCaseTokens = True để chuyển tất cả các ký tự thành thường. Do trong các câu tweet chữ Hoa và chữ Thường không khác nhau mấy về ý nghĩa. Ngoài ra do các câu tweet do người dùng viết sẽ không kiểm soát chính tả, ngữ pháp nên việc thêm hoa thường lum tum có thể xảy ra. Chữ Hoa thường xuất hiện đầu câu và cũng không mang mấy ý nghĩa cho phân lớp. Vì vậy để tăng hiệu quả phân lớp thì nên chuyển tất cả về ký tự thường.



• Confusion matrix:

		Predicted Class		
		pos	neg	
A street Class	pos	TP = 57	FN = 43	P =100
Actual Class	neg	FP = 35	TN = 65	N = 100
		P' = 92	N' = 108	All = 200

Accuracy:

$$= \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{All}} = \frac{57 + 65}{200} = 0.61$$

- TP-Rate:
 - Theo pos: 0.57
 - Theo neg: 0.65
 - Trung bình: 0.61
- FP-Rate:
 - Theo pos: 0.35
 - Theo neg: 0.43
 - Trung bình: 0.39
- Precision:
 - Theo pos: 0.62
 - Theo neg: 0.602
 - Trung bình: 0.611
- Recall:
 - Theo pos: 0.57
 - Theo neg: 0.65
 - Trung bình: 0.61
- F-Measure:
 - Theo pos: 0.594
 - Theo neg: 0.625
 - Trung bình: 0.609
- Nhân xét:

Bộ phân lớp thực thi tốt hơn so với các lượt chạy trước kết quả phân lớp có 122 giá trị phân lớp đúng chiếm 61%. Cao nhất trong các kết quả chay trước đó

File kết quả đính kèm: Result_lowerCaseTokens.txt

II) Nội dung thực hiện cài đặt (10 điểm)

Cài đặt chương trình đọc vào một tập dữ liệu bất kỳ có định dạng *.csv, xây dựng mô hình phân lớp bằng giải thuật ID3 và đánh giá giải thuật bằng phương pháp cross validation, rồi xuất ra tập tin kết quả.

- 1) (1.0đ) Chương trình nhận dữ liệu đầu vào là tập tin *.csv có cấu trúc như sau
 - Giả sử tập dữ liệu có N thuộc tính rời rạc (thuộc tính phân lớp nằm cuối cùng) và M mẫu tương ứng với các thuộc tính này. Dữ liệu được tổ chức thành bảng có M+1 dòng và N cột.

- Dòng đầu tiên chứa tên của N thuộc tính, phân cách nhau bằng dấu phẩy (","). Tên thuộc tính không có khoảng trắng và ký tự đặc biệt.
- M dòng tiếp theo, mỗi dòng gồm N giá trị, phân cách nhau bằng dấu phẩy (","). Tên giá trị
 thuộc tính không có khoảng trắng và ký tư đặc biệt.
- (3.0đ) Chương trình phát sinh dữ liệu đầu ra là tập tin model.txt chứa thông tin tương tự như trong phần văn bản của cửa số Classifier output (tab Classify – WEKA), bao gồm
 - Mô hình cây quyết định ID3 rút ra từ toàn bộ tập dữ liệu (full training set). Lưu ý, cây này có thể khác với cây thu được trong mỗi lần chay cross validation.
 - Tiêu chí chọn thuộc tính tốt nhất (Entropy, Information Gain, Information Gain Ratio, và Gini Index).
 - Số lượng mẫu phân lớp đúng/sai và tỉ lệ tương ứng
 - Các giá trị TP Rate, FP Rate, Precision, Recall và F-Measure cho mỗi phân lớp.
- 3) (1.0đ) Chương trình thực thi giải thuật ID3 và đánh giá giải thuật bằng phương pháp n-folds cross validation với cú pháp tham số dòng lệnh như sau

<ID nhom> <input> <output> <folds> <best_att>

- <ID nhom>: tên của tâp tin thực thi chương trình là ID của nhóm.
- <input>: tâp tin dữ liêu đầu vào có đinh dang *.csv
- <output FI>: tập tin đầu ra model.txt
- <folds>: số lương fold chỉ đinh cho phương pháp cross validation.
- <best_att>: chiến lược chọn thuộc tính tốt nhất, 0: Entropy, 1: Information Gain, 2: Information Gain Ratio, và 3: Gini Index.

Mới tính được entropy cho thuộc tính phân lớp thứ nhất

4) (5.0đ) Tùy chọn 3 tập dữ liệu có quy mô nhỏ (~100 mẫu), trung bình (~500 mẫu), và lớn (~1000 mẫu). Chạy chương trình cài đặt với các tập dữ liệu đã chọn và đối chiếu kết quả phát sinh được với kết quả của WEKA ID3 trên cùng bộ tham số

III) Nguồn tham khảo:

 $\underline{http://weka.sourceforge.net/doc.stable/weka/filters/unsupervised/attribute/StringToWordVect}\\ \underline{or.html}$