ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

---000----



BÁO CÁO ĐÒ ÁN

Lóp: CS114.K21

Môn học: Máy học

Học kì II (2019 - 2020)

ĐỀ TÀI: PHÂN TÍCH CẢM XÚC CỦA MỘT BÌNH LUẬN (FEEDBACK) CỦA KHÁCH HÀNG TRÊN CÁC TRANG THƯỜNG MẠI ĐIỆN TỬ

Giảng viên:

PGS.TS Lê Đình Duy - THS. Phạm Nguyễn Trường An

Sinh viên thực hiện: Nguyễn Đức Thịnh – 18521442 Huỳnh Minh Tuấn – 18521596 Nguyễn Minh Thông – 18521459

MỤC LỤC

I.	NỘI	DUNG	4
1	. Ná	ội dung và mục đích để tài	4
	<i>1.1.</i>	Nội dung bài toán	4
	1.2.	Mục đích	4
2	. In	put và output	4
II.	\mathbf{C}	ÁC BƯỚC THỰC HIỆN ĐỀ TÀI	5
1	. Xá	ây dựng dataset	5
	1.1.	Cách thức xây dựng	5
	1.2.	Số lượng	5
2	. Xi	ử lý dữ liệu	5
	2.1.	Đọc dữ liệu	5
	2.2.	Phân bố dữ liệu	6
	2.3.	Thực hiện tiền xử lý câu, từ	6
	2.4.	Tách từ	7
	2.5.	Số lượng từ trong mỗi câu	8
	2.6.	Word Embedding	8
3	. Cl	nọn mô hình	10
	<i>3.1</i> .	Phân chia dữ liệu	10
	3.2.	Chọn mô hình	11
4	. Tr	aining mô hình	11
5	. Đá	ánh giá mô hình	12
	<i>5.1</i> .	Logistic regression	12
	5.2.	Random forest	13
	<i>5.3</i> .	Decision tree	13
	<i>5.4</i> .	Naive Bayes	14
6		nh chỉnh tham số	
7		ŗ đoán và kết quả	
ш		ÀI LIÊU THAM KHẢO	16

PHÂN CÔNG CÔNG VIỆC

Họ và tên	Công việc
Nguyễn Đức Thịnh	Thu thập dữ liệu, viết code, làm giao diện
Huỳnh Minh Tuấn	Lọc dữ liệu, làm powerpoint, viết báo cáo
Nguyễn Minh Thông	Lọc dữ liệu, làm powerpoint, viết báo cáo

I. NỘI DUNG

1. Nội dung và mục đích đề tài

1.1. Nội dung bài toán

Hiện nay nhu cầu mua hàng qua mạng của người dùng ngày càng trở nên phát triển mạnh hơn do những lợi ích mà nó mang lại, như tiện lợi, chi phí rẻ, có nhiều chương trình khuyến mãi hấp dẫn, có thể ngồi ở nhà để xem sản phẩm mà không cần phải đến tận nơi để xem, ... Tuy nhiên, việc mua hàng qua mạng cũng có những nhược điểm, trong đó có việc người dùng không thể tận mắt đánh giá sản phẩm của mình như mua trực tiếp tại các cửa hàng được. Vì vậy, các mục bình luận về sản phẩm của những người dùng đã sử dụng qua sản phẩm đóng vai trò quan trọng trong việc đánh giá chất lượng các sản phẩm tương ứng, các bình luận chủ yếu gồm 2 loại: tích cực hoặc tiêu cực. Tuy nhiên, số lượng các bình luận trên các trang thương mại điện tử rất nhiều, gây khó khăn khi đánh giá từng bình luận bằng tay, vì vậy, các thuật toán máy học sẽ hỗ trợ đắc lực cho việc phân loại này.

1.2. Mục đích

Đóng góp cho việc phân tích và khai thác ý kiến, nhất là ý kiến của khách hàng dành cho các doanh nghiệp, cửa hàng, dịch vụ,...nhằm đưa ra dữ liệu cho các hệ thống phản hồi tự động, điều này là rất thiết yếu bởi lẽ đa phần các cơ sở kinh doanh nào cũng đều có trang web riêng để phù hợp với công nghệ 4.0 như hiện nay.

Dựa vào những ý kiến phản hồi đó mà các doanh nghiệp có thể đưa ra các chiến lược, chính sách cải thiện chất lượng phục vụ và sản phẩm, cũng như cải thiện uy tín, chất lượng của chính doanh nghiệp đó.

2. Input và output

- Input: nhập vào một câu, từ ngữ bất kì.

Output: xuất ra "Tích cực" nếu câu, từ đó mang nghĩa tích cực, hoặc xuất ra "Tiêu cực" nếu câu, từ đó mang nghĩa tiêu cực.

II. CÁC BƯỚC THỰC HIỆN ĐỀ TÀI

1. Xây dựng dataset

1.1. Cách thức xây dựng

- Thu thập các đánh giá, nhận xét của khách hàng từ các website thương mại điện tử lớn như: Lazada, Shopee, Thế giới di động,...
- Thu thập dữ liệu dựa trên đặc tính chung của 1 website, các class chứa các element. Vì vậy quá trình crawl diễn ra như sau:
 - + Xác đinh class chứa comment
 - + Dùng đoạn code Javascript sau (sử dụng cửa sổ Inspect Element) để crawl:

```
let listItem = '';
for(item of document.getElementsByClassName("<class name>")){
listItem = listItem + item.innerText + '\n';
}
```

 Ngoài ra dữ liệu còn được lấy tại VLSP (Vietnamese Language and Speech Processing).

1.2. Số lượng

Gồm 8000 dòng dữ liệu (hơn 50% tự crawl còn lại là của VLSP). Dữ liệu crawl được được gán nhãn bằng tay và merge chung thành bộ dataset hoàn chỉnh. Tham khảo dataset tại https://github.com/thinh18521442/Course_Project_AI/blob/master/dataset1.csv

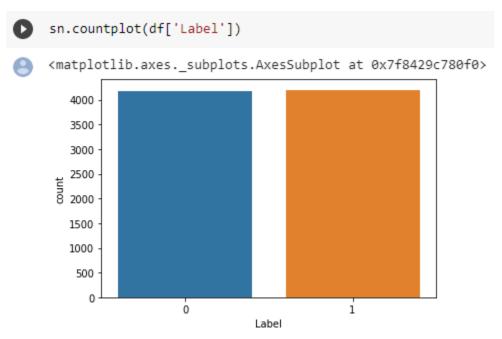
2. Xử lý dữ liệu

2.1. Đọc dữ liệu

Tiến hành đọc dữ liệu đã tiền xử lý ở các file. Ở đây ta lưu mỗi nhãn là 1 file CSV nên sẽ đọc bằng pandas.



2.2. Phân bố dữ liệu



Dựa vào biểu đồ có thể thấy data cân bằng

2.3. Thực hiện tiền xử lý câu, từ

Văn bản đầu vào của chúng ta có thể chứa nhiều ký tự thừa, dấu câu thừa, khoảng trắng thừa, các từ viết tắt, viết hoa, viết sai chính tả... điều này có thể làm ảnh hưởng tới các bước ở sau này nên chúng ta cần phải xử lý nó trước, dữ liệu được tiền xử lý bằng cách loại bỏ các dấu câu, fix lại các từ ngữ người dùng như ok, ko, thnks,... loại bỏ các khoảng trống dư thừa, đưa toàn bộ về chữ thường (lower case), quy đổi một số quy định về dạng ngữ nghĩa.

```
| The first standardist action | The standardist state | The standardist stand
```

2.4. Tách từ

Câu trước khi word embedding cần được tách ra thành từng từ. Sử dụng thư viện Pyvi hỗ trợ tách từ Tiếng Việt

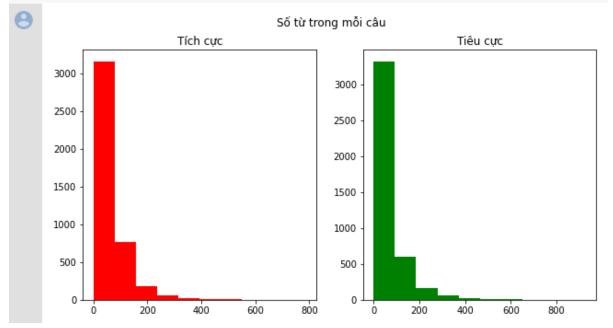
```
[ ] from pyvi import ViTokenizer
[ ] def tok(row):
        return ViTokenizer.tokenize(row)
```

2.5. Số lượng từ trong mỗi câu

Phần lớn các câu trong data chứa ít hơn 100 từ. Một số câu còn lại khá dài từ 100 đến 200 từ (đánh giá sơ bộ số từ trong câu bằng cách tách theo khoảng trắng, sẽ không chính xác cho đến khi bước tách từ thực sự được thực hiện).

```
fig,(ax1,ax2)=plt.subplots(1,2,figsize=(10,5))
text_len=df[df['Label']==1]['Text'].str.split().map(lambda x: len(x))
ax1.hist(text_len,color='red')
ax1.set_title('Tich cực')

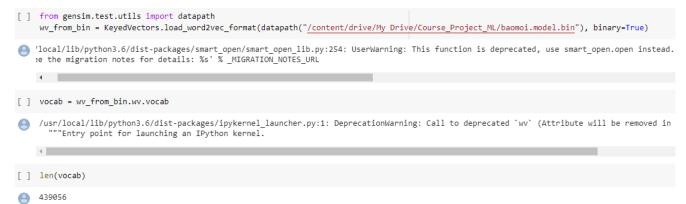
text_len=df[df['Label']==0]['Text'].str.split().map(lambda x: len(x))
ax2.hist(text_len,color='green')
ax2.set_title('Tiêu cực')
fig.suptitle('Số từ trong mỗi câu')
plt.show()
```



2.6. Word Embedding

- Word Embedding làm một phương pháp biểu diễn một từ cụ thể ở dạng vector. Có 2 phương pháp word embedding là: dựa vào tần số xuất hiện của từ để tạo ra các vector từ (TF-IPF, Count Vector, Co-occurrence Matrix,...), xây dựng các vector từ các mô hình dự đoán (Word2Vec,...).

- Sử dụng model word2vec Tiếng Việt đã được train sẵn của tác giả Vũ Xuân Sơn, link tải model tại https://github.com/sonvx/word2vecVN
- Mô tả đôi nét về model: dữ liệu train được lấy từ trang báo lớn ở Việt Nam (baomoi.vn), gồm 439056 từ shape(400,)
- Load model word2vec: sử dụng thư viện gensim để load model



- Quá trình word embedding: Model Word2vec vector hóa mỗi từ thành một vector với dim = 400. Phương pháp của nhóm mình đó chính là lấy các từ trong câu sau khi đã thực hiện tách từ, sau đó dùng mô hình Word2Vec đã được training cho tiếng Việt, chuyển đổi các từ đó sang các vector số thực có chiều dài cố định. Cuối cùng, vector của 1 câu mà nhóm mình chuyển đổi sang sẽ là TÔNG của các vector đại diện cho các từ trong câu đó. Hàm embedding nhận đầu vào là một text thực hiện tính tổng các vector từ sau đó reshape vector đó về dạng (1,400) rồi đưa vào list global X.

```
[ ] X = [ ]
     def embedding(row):
       # words train = X train.str.split(" ")
       # words test = X test.str.split(" ")
       # X train train = np.zeros((400))
       # for word train in words train:
           if word train in vocab:
               X train train += w2v.wv[word train]
       # X test test = np.zeros((400))
       # for word test in words test:
           if word_test in vocab:
               X test test += w2v.wv[word test]
       # return X_train_train, X_test_test
       words = row.split(' ')
       vec row = np.zeros((400))
       for word in words:
         if word in vocab:
           vec_row += wv_from_bin.wv[word]
       vec_row.reshape(1,-1)
       l = vec_row.tolist()
       X.append(1)
```

- Sau khi tiến hành thực hiện các hàm trên với bộ dataset ta thu được một list X là các vector đại diện cho bộ dataset của chúng ta. Nhưng model nhận vào là một numpy array (n_samples, m_features) nên một lần nữa ta chuyển list X sang dạng np.array. Khá cồng kềnh!

```
[ ] X = np.array(X)
X.shape
(8379, 400)
```

3. Chọn mô hình

3.1. Phân chia dữ liệu

Dữ liệu được chia thành 2 phần train và test với test_size = 20%.

```
[ ] X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X, df['Label'], test_size = 0.2, random_state = 42)
[ ] X_train.shape
(6703, 400)
[ ] Y_train.shape
(6703,)
```

3.2. Chọn mô hình

Chọn model Support Vector Machine (SVM). SVM cho một tập hợp các phương pháp học có giám sát liên quan đến nhau để phân loại và phân tích hồi quy. SVM dạng chuẩn nhận dữ liệu vào và phân loại chúng vào hai lớp khác nhau. Do đó SVM là một thuật toán phân loại nhị phân.

```
[ ] model = SVC(kernel='linear', C=1)
```

4. Training mô hình

- Tiến hành train sơ bộ trên bộ data cho ra base model.

```
model.fit(X_train, Y_train)
joblib.dump(model, 'saved_model.pkl')
```

- Accuracy của model trên tập train là 86,86%

```
[ ] score = model.score(X_train, Y_train)
    print(score)

0.8685663135909294
```

- Accuracy của model trên tập test là 82,1%

```
score = model.score(X_test, Y_test)
print(score)

0.8210023866348448
```

5. Đánh giá mô hình

Để đánh giá model, ta có thể thử train trên các model phân lớp khác, từ đó có thể đưa ra đánh giá dễ dàng hơn. Một số model khác có thể dùng để train:

5.1. Logistic regression

```
[ ] from sklearn.metrics import accuracy_score
    from sklearn.metrics import classification_report
    from sklearn.linear_model import LogisticRegression
    logistic_model = LogisticRegression()
    logistic model.fit(X train, Y train)
    print("- The accuracy of model on training set: {}".format(logistic model.score(X train, Y train)))
    y pred = logistic model.predict(X test)
    print("- The accuary of model on test set: {}".format(accuracy_score(y_true=Y_test, y_pred=y_pred)))
    print("- The classification report: \n{}".format(classification_report(y_true=Y_test, y_pred=y_pred)))
- The accuracy of model on training set: 0.8624496494107117
    - The accuary of model on test set: 0.8239856801909308
    - The classification report:
                            recall f1-score support
                 precision
              Θ
                    0.83 0.81 0.82
                                                  837
                              0.84 0.83
              1
                     0.81
                                                  839
                                         0.82
                                                 1676
        accuracy
    macro avg 0.82 0.82 0.82 1676 weighted avg 0.82 0.82 0.82 1676
```

5.2. Random forest

```
[ ] from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
    randomForest model = RandomForestClassifier(random state=0)
    randomForest_model.fit(X_train, Y_train)
    print("- The accuracy of model on training set: {}".format(randomForest_model.score(X_train, Y_train)))
    y_pred = randomForest_model.predict(X_test)
    print("- The accuary of model on test set: {}".format(accuracy_score(y_true=Y_test, y_pred=y_pred)))
    print("- The classification report: \n{}".format(classification_report(y_true=Y_test, y_pred=y_pred)))
    - The accuracy of model on training set: 0.9995524392063255
    - The accuary of model on test set: 0.8156324582338902
    - The classification report:
                  precision
                               recall f1-score support
                       0.81
                                 0.82
                                           0.82
                                                      837
               1
                       0.82
                                 0.81
                                           0.81
                                                      839
        accuracy
                                           0.82
                                                     1676
                                           0.82
                                                     1676
       macro avg
                       0.82
                                 0.82
     weighted avg
                       0.82
                                 0.82
                                           0.82
                                                     1676
```

5.3. Decision tree

```
[ ] from sklearn import tree
    decision_model = tree.DecisionTreeClassifier()
    decision model.fit(X train, Y train)
    print("- The accuracy of model on training set: {}".format(decision model.score(X train, Y train)))
    y_pred = decision_model.predict(X_test)
    print("- The accuary of model on test set: {}".format(accuracy_score(y_true=Y_test, y_pred=y_pred)))
    print("- The classification report: \n{}".format(classification_report(y_true=Y_test, y_pred=y_pred)))
- The accuracy of model on training set: 0.9995524392063255

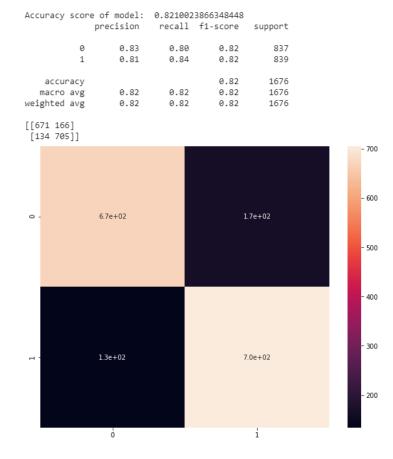
    The accuary of model on test set: 0.7106205250596659

    - The classification report:
                             recall f1-score support
                  precision
                       0.73
                                 0.67
                                           0.70
                                                      837
                       0.70
                                 0.75
                                           0.72
                                                      839
               1
        accuracy
                                           0.71
                                                     1676
                       0.71
                                 0.71
                                           0.71
                                                     1676
       macro avg
    weighted avg
                       0.71
                                 0.71
                                           0.71
                                                     1676
```

5.4. Naive Bayes

```
[ ] from sklearn.naive bayes import GaussianNB
    bayes model = GaussianNB()
    bayes_model.fit(X_train, Y_train)
    print("- The accuracy of model on training set: {}".format(bayes model.score(X train, Y train)))
    y_pred = decision_model.predict(X_test)
    print("- The accuary of model on test set: {}".format(accuracy_score(y_true=Y_test, y_pred=y_pred)))
    print("- The classification report: \n{}".format(classification_report(y_true=Y_test, y_pred=y_pred)))
- The accuracy of model on training set: 0.5500522154259286
    - The accuary of model on test set: 0.7106205250596659
    - The classification report:
                  precision
                               recall f1-score
                                                  support
                       0.73
                                 0.67
                                           0.70
                                                      837
                       0.70
                                 0.75
                                           0.72
                                           0.71
                                                     1676
        accuracv
       macro avg
                       0.71
                                 0.71
                                           0.71
                                                     1676
                                                     1676
    weighted avg
                       0.71
                                 0.71
                                           0.71
```

→ Sau khi thử các mô hình phân lớp khác nhau, nhận thấy rằng SVM là mô hình cho kết quả ổn định nhất nên sẽ được dùng làm model chính thức.



6. Tinh chỉnh tham số

Sử dụng GridsearchCV để lựa chọn các hyperparameter cho model
 SVC (gamma, C, ...)

- Ta tìm được tham số tốt nhất sau khi tuning:

```
[ ] print('Parameter tốt nhất sau khi turning: ', grid.best_params_)
    print('Trạng thái của model: ' ,grid.best_estimator_)

@ Parameter tốt nhất sau khi turning: {'C': 10, 'gamma': 0.0001, 'kernel': 'rbf'}
Trạng thái của model: SVC(C=10, break_ties=False, cache_size=200, class_weight=None, coef0=0.0,
    decision_function_shape='ovr', degree=3, gamma=0.0001, kernel='rbf',
    max_iter=-1, probability=False, random_state=None, shrinking=True,
    tol=0.001, verbose=False)
```

Accuracy sau khi fine tuning trên tập train là 99,82%:

```
[ ] score1 = grid.score(X_train, Y_train)
print(score1)

0.9982097568253021
```

- Accuracy sau khi fine tuning trên tập test là 76,79%:

7. Dự đoán và kết quả

Thực hiện dự đoán với một câu feedback của khách hàng trên một trang mua sắm bất kỳ:

```
[ ] text = input("Input a text to predict: ")
  if predict(text):
    print("Tich cực")
  else:
    print("Tiêu cực")
```

Input a text to predict: Điện Thoại dùng tốt! So với giá ngoài các cửa hàng điện thoại rẻ hơn được 1 triệu! Mua cho Bố dùng rất là thích. Mấy nữa mình sẽ mua thêm 1 cái Tặng mẹ ck Tích cực

III. TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Thư viện machine learning sklearn https://scikit-learn.org/
- Đánh giá ý kiến khách hàng lazada miai group https://www.miai.vn/2020/05/04/nlp-series-1-thu-lam-he-thong-danh-gia-san-pham-lazada/
- Xử lý ngôn ngữ tự nhiên wikipedia https://vi.wikipedia.org/wiki/X%E1%BB%AD_1%C3%BD_ng%C3%B4n_ng%E1%BB%AF_t%E1%BB%B1_nhi%C3%AAn https://en.wikipedia.org/wiki/Natural_language_processing