

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

KHOA KHOA HỌC & KỸ THUẬT THÔNG TIN

Aspect Is Not You Need: No-aspect Differential Sentiment Framework for Aspect-based Sentiment Analysis

SVTH: Team 3

- Phạm Đức Thể
- Trần Nhật Nam
- Trần Thành Luân

GVHD: Ths. Nguyễn Văn Kiệt

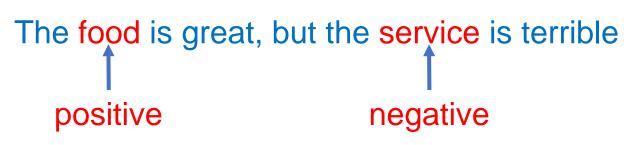
- ☐ Giới thiệu
- □ Bộ dữ liệu
- ☐ Phương pháp: NADS
- ☐ Thực nghiệm
- ☐ Kết luận

GIỚI THIỆU

 Aspect-based sentiment analysis (ABSA) là một tác vụ phân loại cảm xúc (tức là negative, neutral hoặc positive) của từng khía cạnh cụ thể trong một đoạn văn bản.

Pre-trained corpora

Dessert is delicious.
I love dessert.





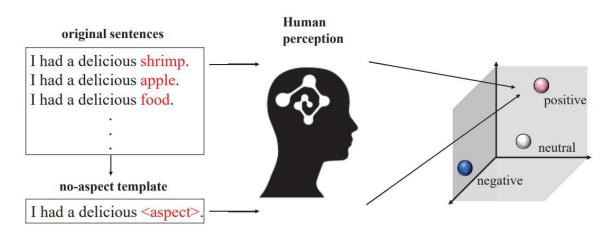
Desserts include flan and sopaipillas.



positive

GIỚI THIỆU

- Trong nghiên cứu này, tác giả nhận thấy rằng con người vẫn có thể thực hiện tốt tác vụ ABSA mà không cần biết ý nghĩa của aspect. Vì vậy, tác giả sử dụng no-aspect template và contrastive learning để xem xét nhiều sentence patterns hơn và loại bỏ sentiment bias trong aspect embedding.
- Tác giả thiết kế differential sentiment loss để giúp phân biệt rõ hơn các khoảng cách khác nhau giữa các cảm xúc khác nhau.



Human performance on the ABSA task.

- ☐ Giới thiệu
- ☐ Bộ dữ liệu
- ☐ Phương pháp: NADS
- ☐ Thực nghiệm
- ☐ Kết luận

BỘ DỮ LIỆU

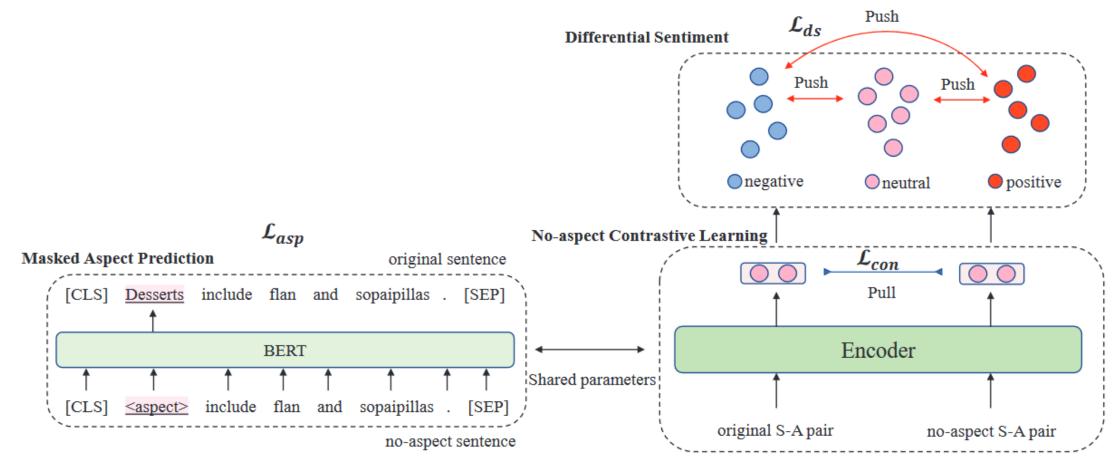
- Tác giả đánh giá mô hình của mình trên hai ABSA task public datasets:
 Restaurant và Laptop từ SemEval 2014 Task 4.
- Tác giả xóa một số ví dụ có nhãn trạng thái cảm xúc "conflict" trong các bài đánh giá.

Dataset	Division	#Pos	#Neu	#Neg
Lanton	Train	976	455	851
Laptop	Test	337	167	128
Restaurant	Train	2164	637	807
	Test	727	196	196

BỘ DỮ LIỆU

- Tác giả đánh giá mô hình của mình trên hai ABSA task public datasets:
 Restaurant và Laptop từ SemEval 2014 Task 4.
- Tác giả xóa một số ví dụ có nhãn trạng thái cảm xúc "conflict" trong các bài đánh giá.

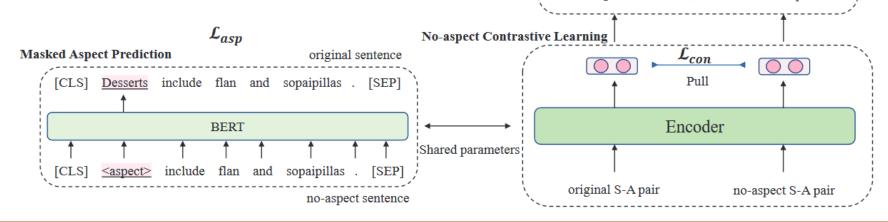
- ☐ Giới thiệu
- ☐ Bộ dữ liệu
- ☐ Phương pháp: NADS
- ☐ Thực nghiệm
- ☐ Kết luận



An overview of proposed no-aspect differential sentiment (NADS) framework.

Trong No-aspect Contrastive learning module, tác giả sử dụng contrastive learning giữa no-aspect template và original sentence để xem xét phạm vi rộng hơn của các mẫu câu và loại bỏ sentiment bias trong aspect embedding.
Differential Sentiment

• Contrastive loss: $\mathcal{L}_{con} = -log \frac{e^{sim(h_i, h_i^+)/\tau}}{\sum_{j=1}^N e^{sim(h_i, h_j^+)/\tau}}$

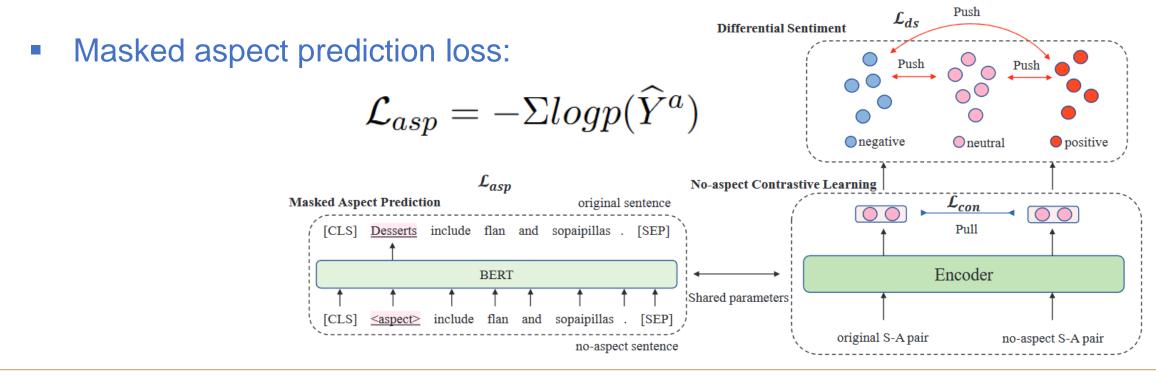


negative

Oneutral

positive

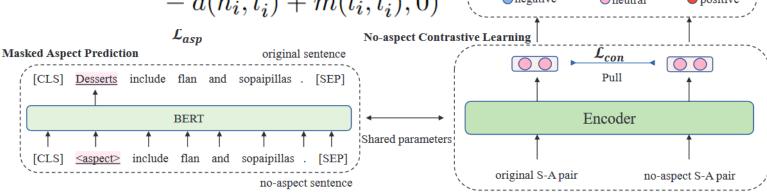
Trong Masked Aspect Prediction module, tác giả dự đoán khía cạnh thông qua "<aspect>" để làm cho ký tự đặc biệt "<aspect>" nhận được một số thông tin ngữ nghĩa.



Trong differential sentiment loss, tác giả chuyển đối ba sentiment labels thành label embeddings và sử dụng triplet loss để làm cho sentence embedding gần với label của nó hơn. Hơn nữa, tác giả đặt các margin khác nhau cho negative instances khác nhau để phân biệt rõ hơn khoảng cách khác nhau giữa các cảm xúc khác nhau.

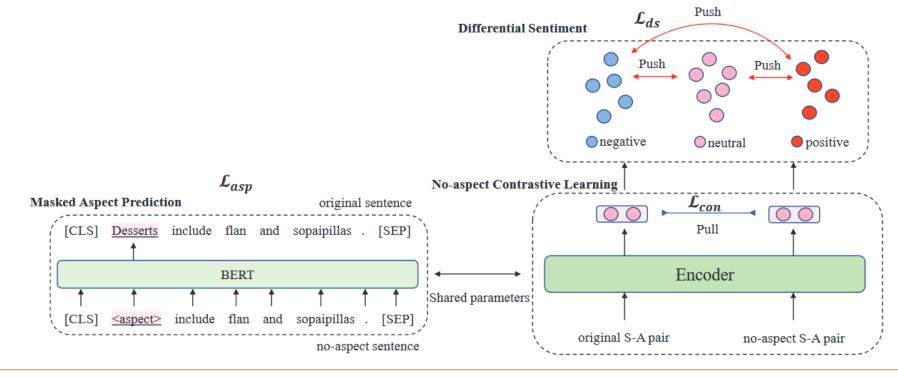
Differential sentiment loss: $\mathcal{L}_{ds} = \sum_{l_i' \in L, l_i' \neq l_i} max(d(h_i, l_i))$

 $-d(h_i, l_i') + m(l_i, l_i'), 0$



Mục tiêu huấn luyện của tác giả là minimize total objective function:

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{ds} + \lambda_1 \mathcal{L}_{con} + \lambda_2 \mathcal{L}_{asp}$$



- ☐ Giới thiệu
- ☐ Bộ dữ liệu
- ☐ Phương pháp: NADS
- ☐ Thực nghiệm
- ☐ Kết luận

		14Rest		14Lap	
Models	Strategy	Accuracy	Macro-F1	Accuracy	Macro-F1
CapsNet+BERT (Jiang et al., 2019)	Ori	85.09	77.75	78.21	73.34
BERT-ADA (Rietzler et al., 2020)	Ori	87.14	80.05	79.19	74.18
SDGCN-BERT (Zhao et al., 2020)	Ori	83.57	76.47	81.35	78.34
R-GAT+BERT (Wang et al., 2020)	Ori	86.60	81.35	78.21	74.07
DGEDT+BERT (Tang et al., 2020)	Ori	86.30	80.00	79.80	75.60
	Ori	84.46	76.98	78.99	75.03
BERT-SPC (Song et al., 2019)	Noasp	81.77	70.81	75.47	69.65
	Unite	84.45	77.40	78.16	73.06
	Ori	87.49	82.09	82.12	79.13
NADS	Noasp	87.04	81.77	81.01	77.69
	Unite	87.58	81.73	81.96	78.87
	Ori	83.12	73.76	79.93	76.31
AEN+BERT (Song et al., 2019)	Noasp	80.70	68.86	77.06	72.41
	Unite	80.97	71.65	78.16	74.39
	Ori	84.00	75.88	81.33	77.78
AEN+NADS	Noasp	86.51	80.16	80.22	76.88
	Unite	86.68	79.69	81.48	78.07
DualGCN+BERT (Li et al., 2021)	Ori	87.13	81.16	81.80	78.10
	Noasp	81.95	72.42	77.53	73.49
	Unite	84.90	77.24	78.64	74.43
	Ori	87.49	82.07	82.75	79.95
DualGCN+NADS	Noasp	86.86	81.23	81.49	78.02
	Unite	87.67	82.59	82.75	79.72

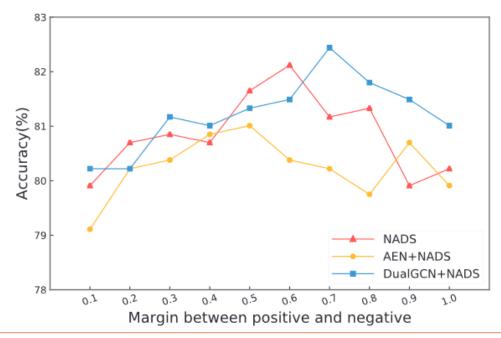
- NADS framework của tác giả là một general framework và tác giả áp dụng framework vào ba model truyền thống.
- Tác giả sử dụng ba chiến lược để kiểm tra mô hình của mình: Ori, Noasp và Unite. Framework của tác giả vẫn hoạt động tốt ngay cả khi chúng ta không biết khía cạnh đó là gì.

		14Rest		14Lap	
Models	Strategy	Accuracy	Macro-F1	Accuracy	Macro-F1
CapsNet+BERT (Jiang et al., 2019)	Ori	85.09	77.75	78.21	73.34
BERT-ADA (Rietzler et al., 2020)	Ori	87.14	80.05	79.19	74.18
SDGCN-BERT (Zhao et al., 2020)	Ori	83.57	76.47	81.35	78.34
R-GAT+BERT (Wang et al., 2020)	Ori	86.60	81.35	78.21	74.07
DGEDT+BERT (Tang et al., 2020)	Ori	86.30	80.00	79.80	75.60
	Ori	84.46	76.98	78.99	75.03
BERT-SPC (Song et al., 2019)	Noasp	81.77	70.81	75.47	69.65
	Unite	84.45	77.40	78.16	73.06
	Ori	87.49	82.09	82.12	79.13
NADS	Noasp	87.04	81.77	81.01	77.69
	Unite	87.58	81.73	81.96	78.87
	Ori	83.12	73.76	79.93	76.31
AEN+BERT (Song et al., 2019)	Noasp	80.70	68.86	77.06	72.41
	Unite	80.97	71.65	78.16	74.39
	Ori	84.00	75.88	81.33	77.78
AEN+NADS	Noasp	86.51	80.16	80.22	76.88
	Unite	86.68	79.69	81.48	78.07
	Ori	87.13	81.16	81.80	78.10
DualGCN+BERT (Li et al., 2021)	Noasp	81.95	72.42	77.53	73.49
	Unite	84.90	77.24	78.64	74.43
	Ori	87.49	82.07	82.75	79.95
DualGCN+NADS	Noasp	86.86	81.23	81.49	78.02
	Unite	87.67	82.59	82.75	79.72

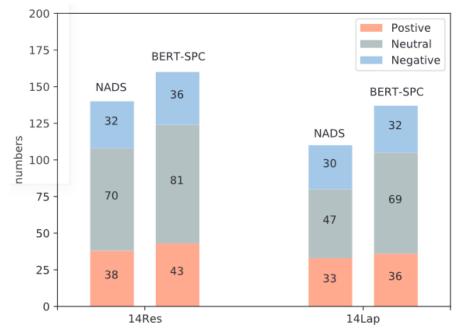
- NADS framework của tác giả thúc đẩy ba phương pháp ABSA điển hình và đạt được hiệu suất SOTA.
- Framework của tác giả vẫn hoạt động tốt mà không có aspect term.

Models	14Rest		14Lap		
Wiodels	Acc	Macro-F1	Acc	Macro-F1	
NADS	87.49	82.09	82.12	79.13	
NADS w/o NOASP	85.22	78.88	79.43	75.30	
NADS w/o MAP	87.04	81.73	81.18	78.51	
NADS w/o DS	87.22	81.71	81.01	77.26	

 Ablation study cho thấy rằng mọi module đều không thể thiếu trong NADS framework của tác giả.



Các thực nghiệm với margins khác nhau cho thấy chúng ta có thể đạt được hiệu suất tốt hơn bằng cách đặt margin của differential sentiment loss.



Models	Rest	Lap		
Wiodels	Acc→ARS(Change)	Acc→ARS(Change)		
BERT-PT	$86.70 \rightarrow 59.29 (\downarrow 27.41)$	$78.53 \rightarrow 53.29 (\downarrow 25.24)$		
RGAT	$84.41 \rightarrow 56.54 (\downarrow 27.87)$	$78.08 \rightarrow 51.37 (\downarrow 26.72)$		
BERT-SPC	$83.04 \rightarrow 54.82 (\downarrow 28.22)$	$77.59 \rightarrow 50.94(\downarrow 26.65)$		
NADS	$87.49 \rightarrow 64.55 (\downarrow 22.94)$	$82.12 \rightarrow 58.77 (\downarrow 23.35)$		
AEN+BERT	$83.12 \rightarrow 25.45 (\downarrow 57.67)$	$79.93 \rightarrow 30.09(\downarrow 49.84)$		
AEN+NADS	$84.00 \rightarrow 26.61 (\downarrow 57.39)$	$81.33 \rightarrow 37.15 (\downarrow 44.18)$		
DualGCN+BERT	87.13→63.57(↓23.56)	81.80→57.99(↓23.81)		
DualGCN+NADS	$87.49 \rightarrow 66.16 (\downarrow 21.33)$	$82.75 \rightarrow 60.82(\downarrow 21.93)$		

- Các trường hợp xấu (bad cases) của neutral aspects term trong NADS framework của tác giả ít hơn đáng kể so với BERT-SPC. Điều này chứng minh hiệu quả của NADS framework trong việc loại bỏ sentiment bias.
- Các thực nghiệm trên Aspect Robustness Test Set (ARTS) cho thấy NADS framework của tác giả có thể cải thiện đáng kể robustness của mô hình.

- ☐ Giới thiệu
- ☐ Bộ dữ liệu
- ☐ Phương pháp: NADS
- ☐ Thực nghiệm
- ☐ Kết luận

KÉT LUẬN

- Trong bài báo này, tác giả đề xuất một NADS framework.
- NADS framework của tác giả sử dụng phương pháp no-aspect contrastive learning để loại bỏ sentiment bias of aspects và enhance the sentence representations.
- Hơn nữa, NADS framework của tác giả sử dụng differential sentiment loss để phân loại cảm xúc tốt hơn thông qua việc phân biệt khoảng cách khác nhau giữa các trạng thái cảm xúc.

KÉT LUẬN

Các thực nghiệm mở rộng cho thấy rằng NADS framework của tác giả thúc đẩy ba phương pháp ABSA điển hình và vượt trội hơn baselines. Hơn nữa, NADS framework của tác giả vẫn có thể hoạt động tốt ngay cả khi không biết khía cạnh đó là gì. Thực nghiệm trên robustness dataset cho thấy rằng NADS framework của tác giả cải thiện đáng kể robustness của mô hình.

THANKS FOR YOUR ATTENTION!

QUESTION & ANSWER

