

Content

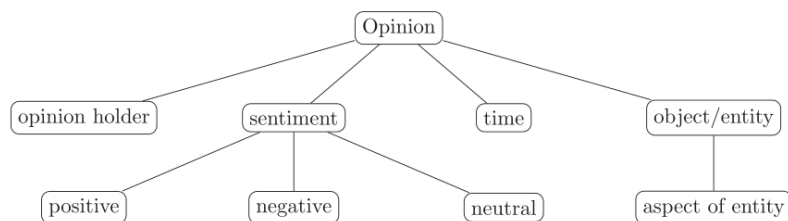
- Overview of SA
- MNB approach
- CNN approach
- Multi-modal SA in dialog systems

SENTIMENT ANALYSIS

hieunk@soict.hust.edu.vn

Hanoi – 12/2019

Overview of SA

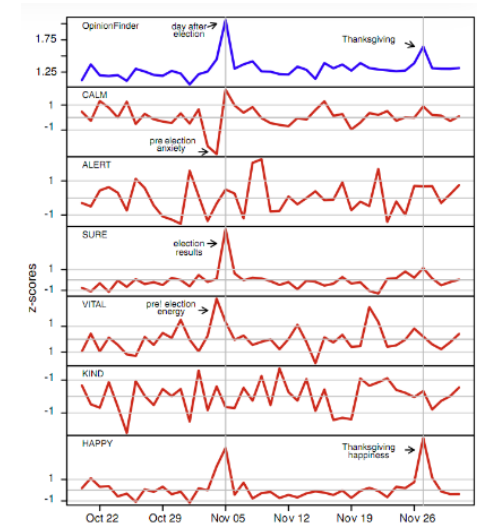


Overview of SA

- Customer service
- Marketing
- An ninh quốc phòng
- Tài chính cá nhân

from M.D. Munezero et al. Are they different? Affect, feeling, emotion, sentiment, and opinion detection in text, IEEE Trans. Affect. Comput. 5 (2) (2014) 101–111

3



4

Bài toán 1: Nhận diện cảm xúc

- Tích cực
- Tiêu cực
- Trung tính

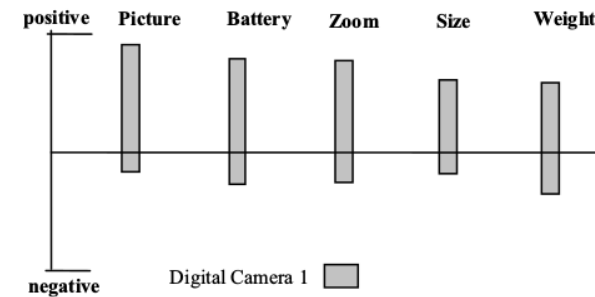


"BPhone 3 chất đến từng chi tiết."

5

Bài toán 2: Tóm tắt quan điểm

- Nhận diện khía cạnh
- Nhận diện cảm xúc của từng khía cạnh

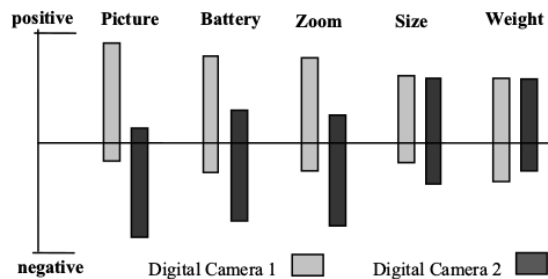


(A) Feature-based summary of opinions on a digital camera

6

Bài toán 3: So sánh quan điểm

- So sánh quan điểm về hai hay nhiều đối tượng

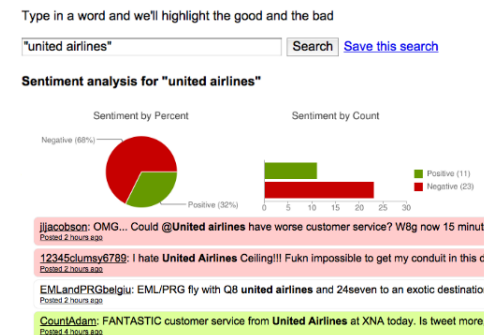


(B) Opinion comparison of two digital cameras

7

Bài toán 4: Tìm kiếm quan điểm

- Tìm kiếm quan điểm (của một chủ thể) về một đối tượng



8

Bài toán 5: Loại quan điểm

- Loại các quan điểm “*nhiều*”

	Hype spam	Defaming spam
Sản phẩm tốt	1	2
Sản phẩm tồi	3	4
Sản phẩm trung bình	5	6

9

Cảm xúc	Ví dụ	Cảm xúc
Tình cảm hướng nội	Thật <u>vinh dự</u> và <u>tự hào</u> cho tôi khi được xem bóng đá Việt Nam chơi ở sân World Cup	tích cực
Tình cảm hướng ngoại	Nur Farahain còn nổi tiếng là giáo viên <u>thân thiện</u> và <u>hòa đồng</u> với học sinh.	tích cực
Tâm trạng	Thí sinh <u>hồi hộp</u> , gục trên bàn vì mệt mỏi	tiêu cực
Thái độ	Hết lòng vì nhà chồng nhưng tôi vẫn bị mẹ chồng <u>ghét</u>	tiêu cực
Tính cách	Em tự thấy mình khá <u>năng động</u> , biết đàn.	tích cực

10

- Yêu cầu nhận diện **cảm xúc** của một **chủ thể** đối với **đối tượng** được nhắc đến trong **văn bản**
- Đơn giản hóa bài toán với giả thiết **chủ thể** và **đối tượng** đã biết

Văn bản	Cảm xúc
Logitech pin <u>trâu</u> thôi rồi, mua 1 con B175 cùi mà cục pin theo chuột 3 năm chưa <u>phải</u> thay! ai chê thì chê chứ tôi thấy chuột Logitech xài hơi bị <u>thích</u> !	Tích cực
Hàng <u>cùi bắp</u> giá <u>đắt</u> . Lại còn <u>nhái</u> iphone để loa bên dưới nữa.	Tiêu cực
Đang dùng Logitech G502 mà nhìn thấy con này mà.....	Trung tính

11

Phương pháp	Y/c cơ sở tri thức	Y/c tùy chỉnh theo lĩnh vực	Y/c dữ liệu huấn luyện
Từ điển cảm xúc			
Không giám sát			
Có giám sát			

12

Overview of SA

thực_sự là mình rất sợ trà_sữa trân_châu . hầu_hết các cửa_hàng toàn nhập nguyên_liệu từ trung_quốc với giá rất rẻ , vì mình có thằng bạn nó cũng làm quán trà_sữa nó toàn lấy từ trung_quốc , thế mới có lãi cao vì thuê_mặt_bằng rất đắt_đỏ rồi . nên các bạn hãy cân_nhắc có nên dùng trà_sữa ko nhé

pos = 2

neg = 3

score = pos - neg = 2 - 3 = -1 < 0

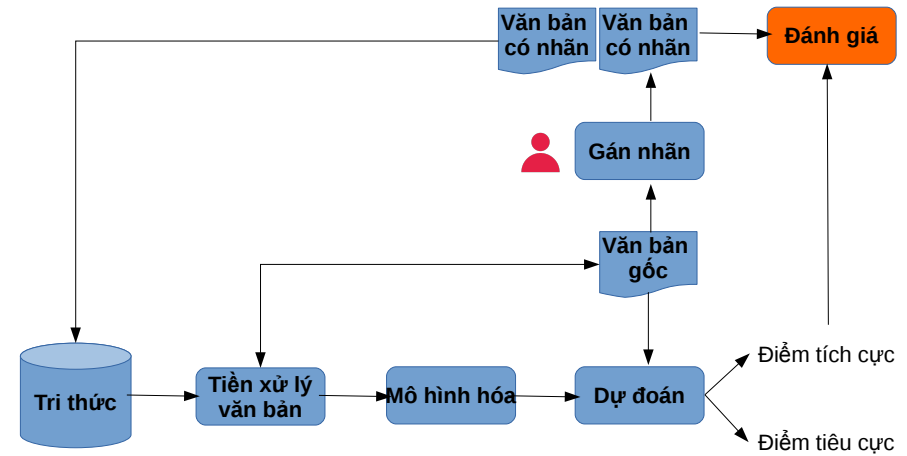
TIÊU CỰC

Sentiment lexicon	
sợ	negative
rẻ	positive
lãi	positive
đắt đỏ	negative
cân nhắc	negative

<https://github.com/stopwords/vietnamese-stopwords>

13

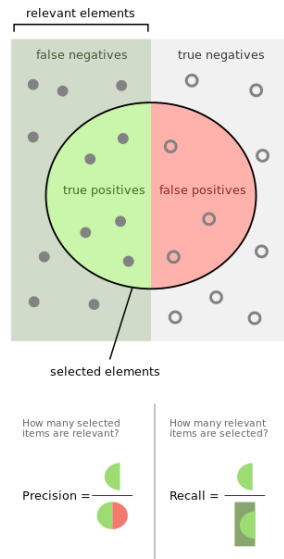
Overview of SA



14

Overview of SA

- Precision
- Recall
- $F1 = 2 * P * R / (P + R)$



15

Overview of SA

Confusion matrix

	Golden pos	Golden neg	Golden neutral	
Predict pos	3	1	2	6
Predict neg	1	1	0	2
Predict neutral	1	0	1	2
	5	2	3	

doc	predict	golden
1	pos	pos
2	pos	neg
3	neg	neg
4	neg	pos
5	pos	pos
6	pos	neutral
7	pos	neutral
8	neutral	neutral
9	neutral	pos
10	pos	pos

16

Overview of SA

	Positive	Negative	Neutral
Precision	$\frac{3}{6} = 0.5$	$\frac{1}{2} = 0.5$	$\frac{1}{2} = 0.5$
Recall	$\frac{3}{5} = 0.6$	$\frac{1}{2} = 0.5$	$\frac{1}{3}$
F1	$= 0.55$	0.5	0.4

17

MNB approach

- Với văn bản d , tìm phân lớp c có xác suất sau lớn nhất

$$P(c|d) \propto P(c)P(d|c)$$

- Văn bản d được biểu diễn dưới dạng túi từ, không quan tâm đến vị trí các từ trong văn bản $d = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$

$$P(c|d) \propto P(c)P(t_1, t_2, \dots, t_n|c)$$

18

MNB approach

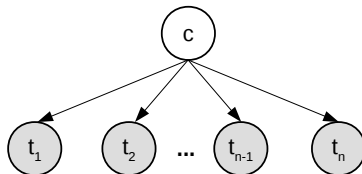
$$P(t_1, t_2, \dots, t_n|c) = P(t_1|t_2 \dots t_n, c)P(t_2|t_3 \dots t_n, c) \dots P(t_{n-1}|t_n, c)P(t_n|c)$$

Giả thiết các từ trong cùng một văn bản không phụ thuộc lẫn nhau (độc lập xác suất), ta có:

$$P(t_1, t_2, \dots, t_n|c) = P(t_1|c)P(t_2|c) \dots P(t_{n-1}|c)P(t_n|c)$$

suy ra:

$$P(c|d) \propto P(t_1|c)P(t_2|c) \dots P(t_{n-1}|c)P(t_n|c)P(c)$$



19

MNB approach

- Tìm c dựa trên nguyên lý Maximum A Posterior

$$c_{\text{map}} = \arg \max_{c \in \mathcal{C}} \hat{P}(c|d) = \arg \max_{c \in \mathcal{C}} \hat{P}(c) \prod_{1 \leq k \leq n_d} \hat{P}(t_k|c).$$

- Đề thuận tiện khi cài đặt

$$c_{\text{map}} = \arg \max_{c \in \mathcal{C}} [\log \hat{P}(c) + \sum_{1 \leq k \leq n_d} \log \hat{P}(t_k|c)].$$

20

MNB approach

- Dựa trên nguyên lý Maximum Likelihood Estimation, các xác suất $P(c)$ và $P(t|c)$ được ước lượng dựa trên dữ liệu huấn luyện

$$\hat{P}(c) = \frac{N_c}{N},$$

$$\hat{P}(t|c) = \frac{T_{ct}}{\sum_{t' \in V} T_{ct'}},$$

- Áp dụng kĩ thuật làm mịn

$$\hat{P}(t|c) = \frac{T_{ct} + 1}{\sum_{t' \in V} (T_{ct'} + 1)} = \frac{T_{ct} + 1}{(\sum_{t' \in V} T_{ct'}) + B},$$

21

MNB approach

	docID	Content	in c = China?
training set	1	Chinese Beijing Chinese	yes
	2	Chinese Chinese Shanghai	yes
	3	Chinese Macao	yes
test set	4	Tokyo Japan Chinese	no
	5	Chinese Chinese Chinese Tokyo Japan	?

22

From *Information Retrieval* by D. Manning et al. 2008

MNB approach

	docID	Content	in c = China?
training set	1	Chinese Beijing Chinese	yes
	2	Chinese Chinese Shanghai	yes
	3	Chinese Macao	yes
test set	4	Tokyo Japan Chinese	no
	5	Chinese Chinese Chinese Tokyo Japan	?

$$P(\text{yes}) = 3/4$$

$$P(\text{no}) = 1/4$$

MNB approach

	docID	Content	in c = China?
training set	1	Chinese Beijing Chinese	yes
	2	Chinese Chinese Shanghai	yes
	3	Chinese Macao	yes
test set	4	Tokyo Japan Chinese	no
	5	Chinese Chinese Chinese Tokyo Japan	?

$$P(\text{yes}) = 3/4$$

$$P(\text{no}) = 1/4$$

$$P(\text{Chinese}|\text{yes}) = (5+1) / (8+6) = 6/14 = 3/7$$

23

24

MNB approach

	docID	Content	in c = China?
training set	1	Chinese Beijing Chinese	yes
	2	Chinese Chinese Shanghai	yes
	3	Chinese Macao	yes
	4	Tokyo Japan Chinese	no
test set	5	Chinese Chinese Chinese Tokyo Japan	?

$$P(\text{yes}) = 3/4$$

$$P(\text{no}) = 1/4$$

$$P(\text{Chinese}|\text{yes}) = (5+1) / (8+6) = 6/14 = 3/7$$

$$P(\text{Tokyo}|\text{yes}) = P(\text{Japan}|\text{yes}) = (0+1) / (8+6) = 1/14$$

25

MNB approach

	docID	Content	in c = China?
training set	1	Chinese Beijing Chinese	yes
	2	Chinese Chinese Shanghai	yes
	3	Chinese Macao	yes
	4	Tokyo Japan Chinese	no
test set	5	Chinese Chinese Chinese Tokyo Japan	?

$$P(\text{yes}) = 3/4$$

$$P(\text{no}) = 1/4$$

$$P(\text{Chinese}|\text{yes}) = (5+1) / (8+6) = 6/14 = 3/7$$

$$P(\text{Tokyo}|\text{yes}) = P(\text{Japan}|\text{yes}) = (0+1) / (8+6) = 1/14$$

$$P(\text{Chinese}|\text{no}) = (1+1) / (3+6) = 2/9$$

$$P(\text{Tokyo}|\text{no}) = P(\text{Japan}|\text{no}) = (1+1) / (3+6) = 2/9$$

26

MNB approach

	docID	Content	in c = China?
training set	1	Chinese Beijing Chinese	yes
	2	Chinese Chinese Shanghai	yes
	3	Chinese Macao	yes
	4	Tokyo Japan Chinese	no
test set	5	Chinese Chinese Chinese Tokyo Japan	?

$$P(\text{yes}) = 3/4$$

$$P(\text{no}) = 1/4$$

$$P(\text{Chinese}|\text{yes}) = (5+1) / (8+6) = 6/14 = 3/7$$

$$P(\text{Tokyo}|\text{yes}) = P(\text{Japan}|\text{yes}) = (0+1) / (8+6) = 1/14$$

$$P(\text{Chinese}|\text{no}) = (1+1) / (3+6) = 2/9$$

$$P(\text{Tokyo}|\text{no}) = P(\text{Japan}|\text{no}) = (1+1) / (3+6) = 2/9$$

$$P(\text{yes}|\text{d}_5) \sim 3/4 \times (3/7)^3 \times 1/14 \times 1/14 \sim 0.0003$$

27

MNB approach

	docID	Content	in c = China?
training set	1	Chinese Beijing Chinese	yes
	2	Chinese Chinese Shanghai	yes
	3	Chinese Macao	yes
	4	Tokyo Japan Chinese	no
test set	5	Chinese Chinese Chinese Tokyo Japan	?

$$P(\text{yes}) = 3/4$$

$$P(\text{no}) = 1/4$$

$$P(\text{Chinese}|\text{yes}) = (5+1) / (8+6) = 6/14 = 3/7$$

$$P(\text{Tokyo}|\text{yes}) = P(\text{Japan}|\text{yes}) = (0+1) / (8+6) = 1/14$$

$$P(\text{Chinese}|\text{no}) = (1+1) / (3+6) = 2/9$$

$$P(\text{Tokyo}|\text{no}) = P(\text{Japan}|\text{no}) = (1+1) / (3+6) = 2/9$$

$$P(\text{yes}|\text{d}_5) \sim 3/4 \times (3/7)^3 \times 1/14 \times 1/14 \sim 0.0003$$

$$P(\text{no}|\text{d}_5) \sim 1/4 \times (2/9)^3 \times 2/9 \times 2/9 \sim 0.0001$$

28

MNB approach

- Giả thiết độc lập hoạt động hiệu quả trong nhiều bài toán phân loại văn bản
- Đưa thông tin trọng số của từ vào:

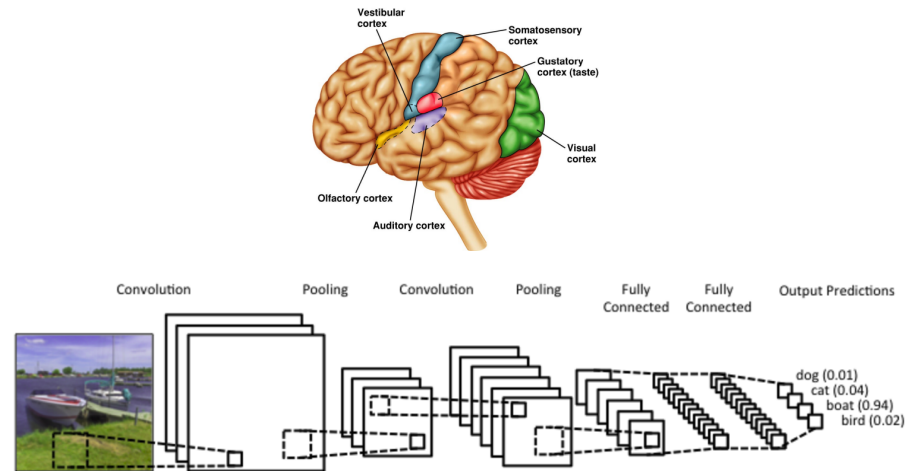
tfidf

$$\hat{P}(t|c) = \frac{T_{ct} + 1}{\sum_{t' \in V} (T_{ct'} + 1)} = \frac{T_{ct} + 1}{(\sum_{t' \in V} T_{ct'}) + B'}$$

A. M. Kybriya et al. "Multinomial Naive Bayes for Text Categorization Revisited"

29

CNN-based approach



30

CNN-based approach

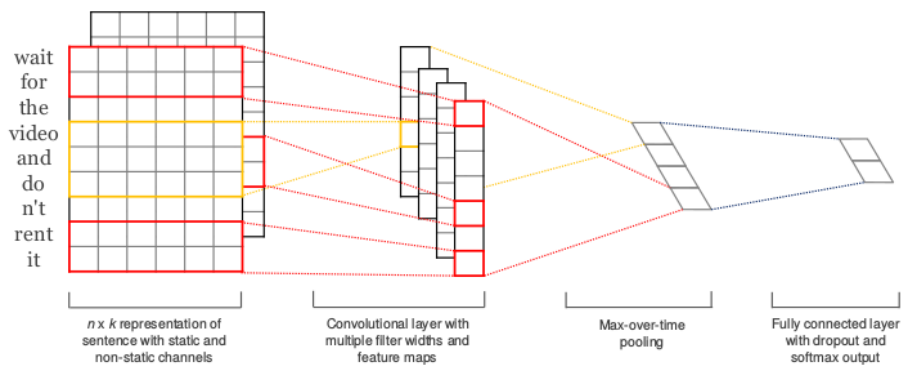


Figure 1: Model architecture with two channels for an example sentence.

31

CNN-based approach

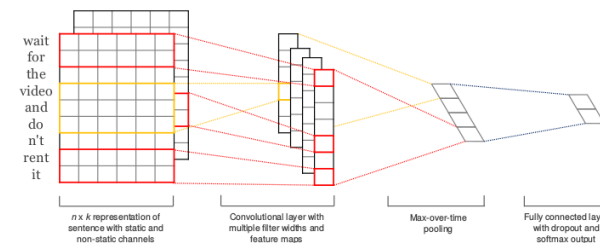


Figure 1: Model architecture with two channels for an example sentence.

Concatenation

$$\mathbf{x}_{1:n} = \mathbf{x}_1 \oplus \mathbf{x}_2 \oplus \dots \oplus \mathbf{x}_n,$$

Convolution

$$c_i = f(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_{i:i+h-1} + b).$$

Feature map

$$\mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_{n-h+1}],$$

Regularized (drop out) output

$$y = \mathbf{w} \cdot (\mathbf{z} \circ \mathbf{r}) + b,$$





32

CNN-based approach

Sample code in Keras

Multi-modal SA in dialog systems

Table 1
Overview of the reviewed methods with an illustrated example of the medium and typical sentiment analysis approaches.

Modality	Example data	Typical features & methods
Text	 Product review	Lexicon-based dictionaries; bag-of-words; word embeddings [19] in combination with classifiers such as SVM or deep neural networks [4,20]
Speech	 Speech	Paralinguistic features, e.g., pitch, in combination with classifiers such as SVM or deep recurrent neural networks [15,21]
Visual	 Image	Mid-level visual concepts corresponding to adjective-noun pairs that carry strong sentiments [14] through convolutional neural networks [22,23]; additional features include facial expression [24,25]; facial action units; visual aesthetics [26]
Multimodal	 vlogs	Multimodal fusion of text, facial expression and paralinguistic features [10,12,27,28]

33

From Mohammad Soleymani et al. A survey of multimodal sentiment analysis. Image and Vision Computing

34

Multi-modal SA in dialog systems

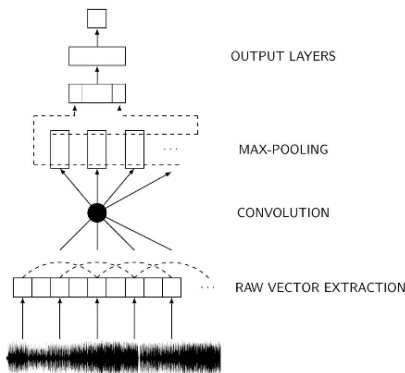
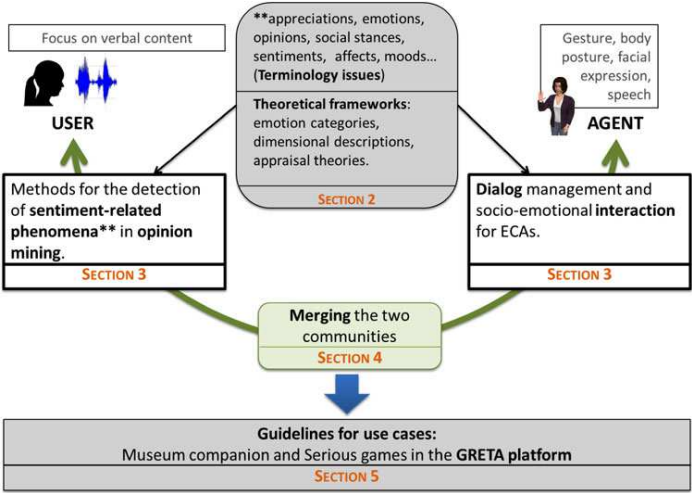


Figure 1: Convolutional Neural Network model for emotion classification from raw audio samples.

Multi-modal SA in dialog systems



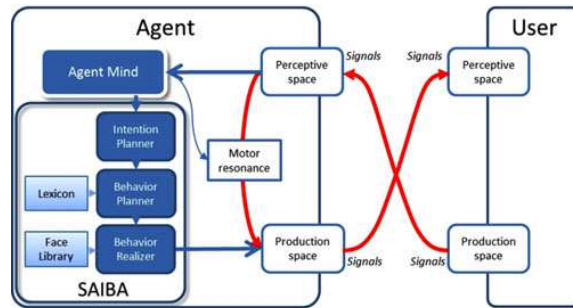
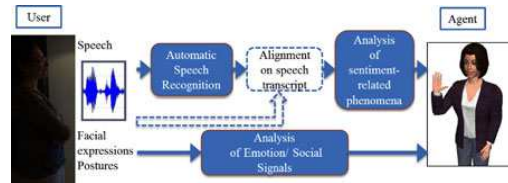
35

From Dario Bertero et al. Real-Time Speech Emotion and Sentiment Recognition for Interactive Dialogue Systems. EMNLP 2016.

36

from Chloe Clavel and Zoraida Callejas. Sentiment Analysis: From Opinion Mining to Human-Agent Interaction. IEEE TRANSACTIONS ON AFFECTIVE COMPUTING

Multi-modal SA in dialog systems



from Chloe Clavel and Zoraida Callejas. *Sentiment Analysis: From Opinion Mining to Human-Agent Interaction*. IEEE TRANSACTIONS ON AFFECTIVE COMPUTING

37

Q&A

38