



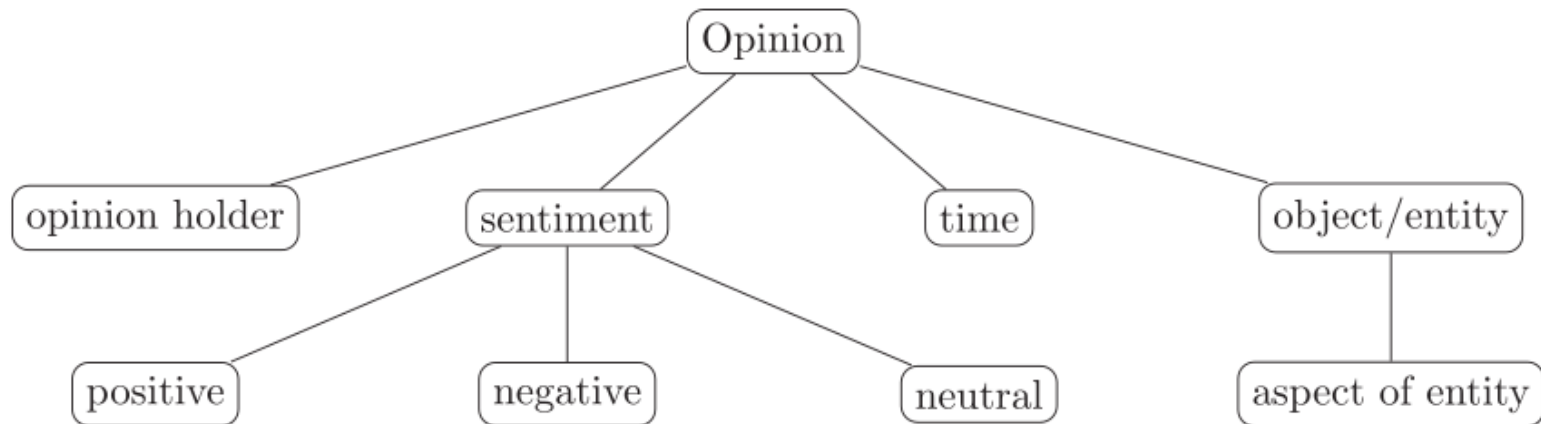
ĐẠI HỌC BÁCH KHOA HÀ NỘI
VIỆN CÔNG NGHỆ THÔNG TIN VÀ TRUYỀN THÔNG

BÀI 6: KHAI PHÁ QUAN ĐIỂM

Nội dung

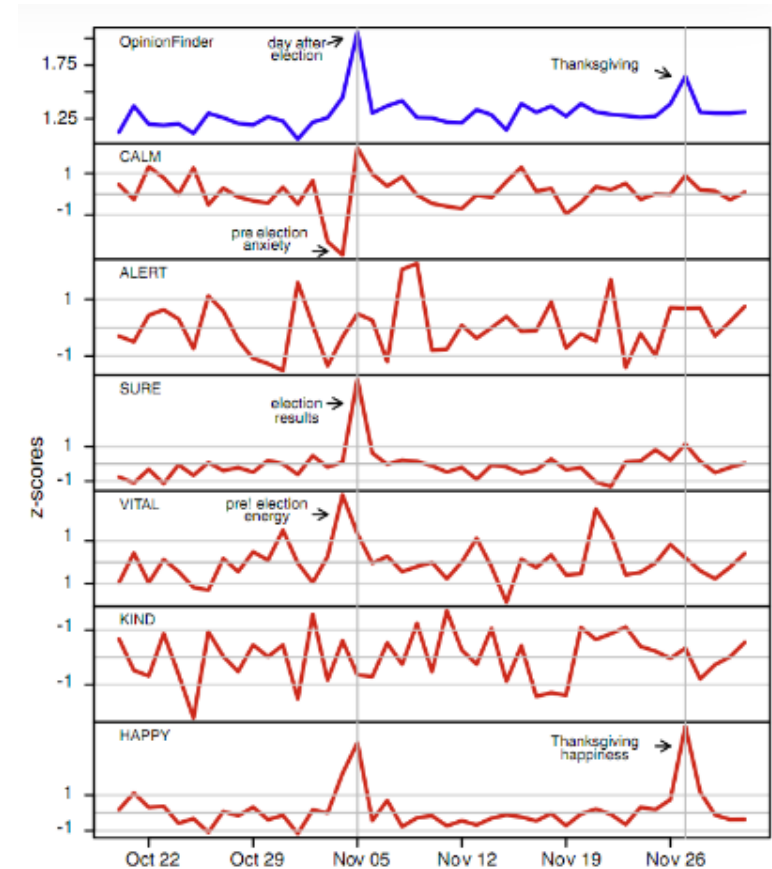
1. Các bài toán trong khai phá quan điểm
2. Phân loại cảm xúc không giám sát
3. Phân loại cảm xúc có giám sát

1. Các bài toán trong khai phá quan điểm



Các ứng dụng

- Chăm sóc khách hàng
- Quảng cáo, marketing
- Tín nhiệm xã hội, tài chính cá nhân
- An ninh quốc phòng
- Vận động tranh cử
- Chính sách xã hội



Bài toán 1: Phân loại cảm xúc

Phân loại bình luận, đánh giá vào một trong ba lớp:

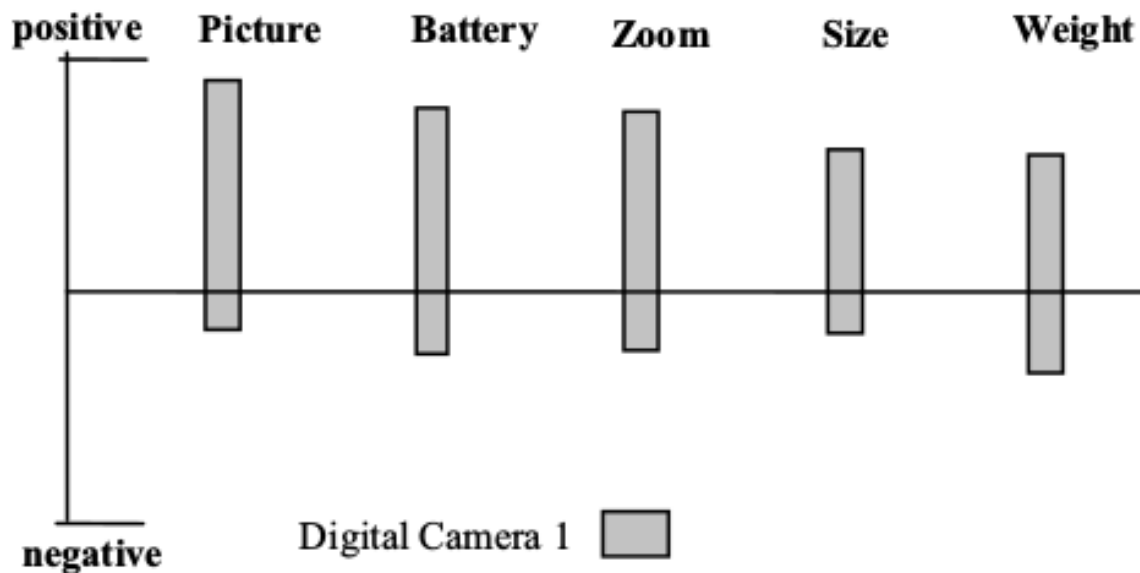
- Tích cực
- Tiêu cực
- Trung tính



“BPhone 3 chất đến từng chi tiết.”

Bài toán 2: Tóm tắt quan điểm

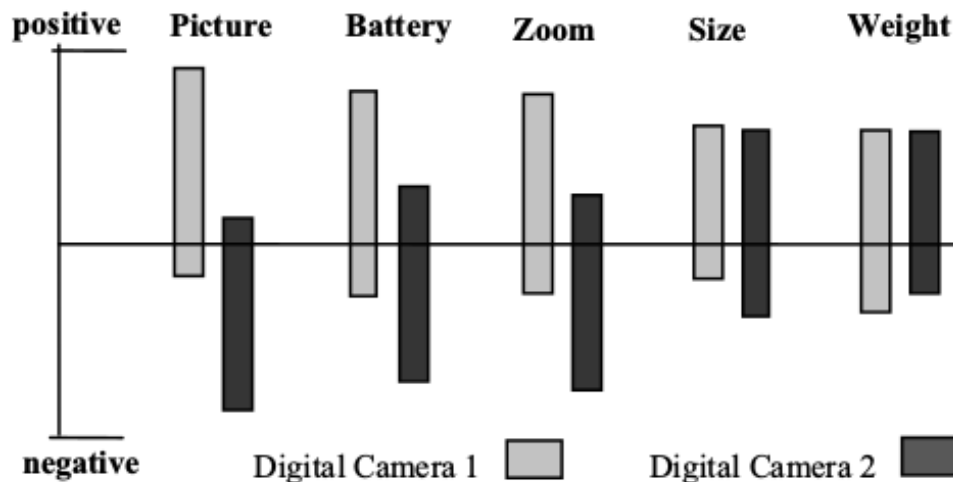
- Bao gồm hai bài toán con:
 - Xác định khía cạnh
 - Phân loại cảm xúc với từng khía cạnh



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

Bài toán 3: So sánh quan điểm

- So sánh quan điểm
 - Đối tượng A và đối tượng B
 - Đối tượng A và đối tượng B trên khía cạnh s
 - Đối tượng A với các đối tượng khác



(B) Opinion comparison of two digital cameras

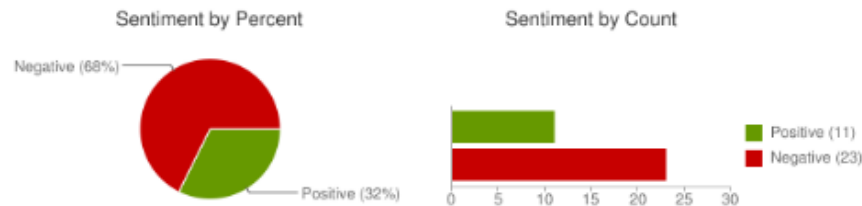
Bài toán 4: Tìm kiếm quan điểm

- Tìm kiếm quan điểm (của một chủ thể) về một đối tượng
- Dựa trên kiến trúc máy tìm kiếm

Type in a word and we'll highlight the good and the bad

[Save this search](#)

Sentiment analysis for "united airlines"



jjacobson: OMG... Could @United airlines have worse customer service? W8g now 15 minut
Posted 2 hours ago

12345clumsy6789: I hate United Airlines Ceiling!!! Fukn impossible to get my conduit in this d
Posted 2 hours ago

EMLandPRGbelgiu: EML/PRG fly with Q8 united airlines and 24seven to an exotic destination
Posted 2 hours ago

CountAdam: FANTASTIC customer service from United Airlines at XNA today. Is tweet more,
Posted 4 hours ago

Bài toán 5: Lọc quan điểm

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

2. Phân loại cảm xúc không giám sát

2.1 Phân loại cảm xúc

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

Phát biểu bài toán

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

Các phương pháp phân loại cảm xúc

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			

Phân loại cảm xúc dựa trên từ điển

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

$pos = 2$

$neg = 3$

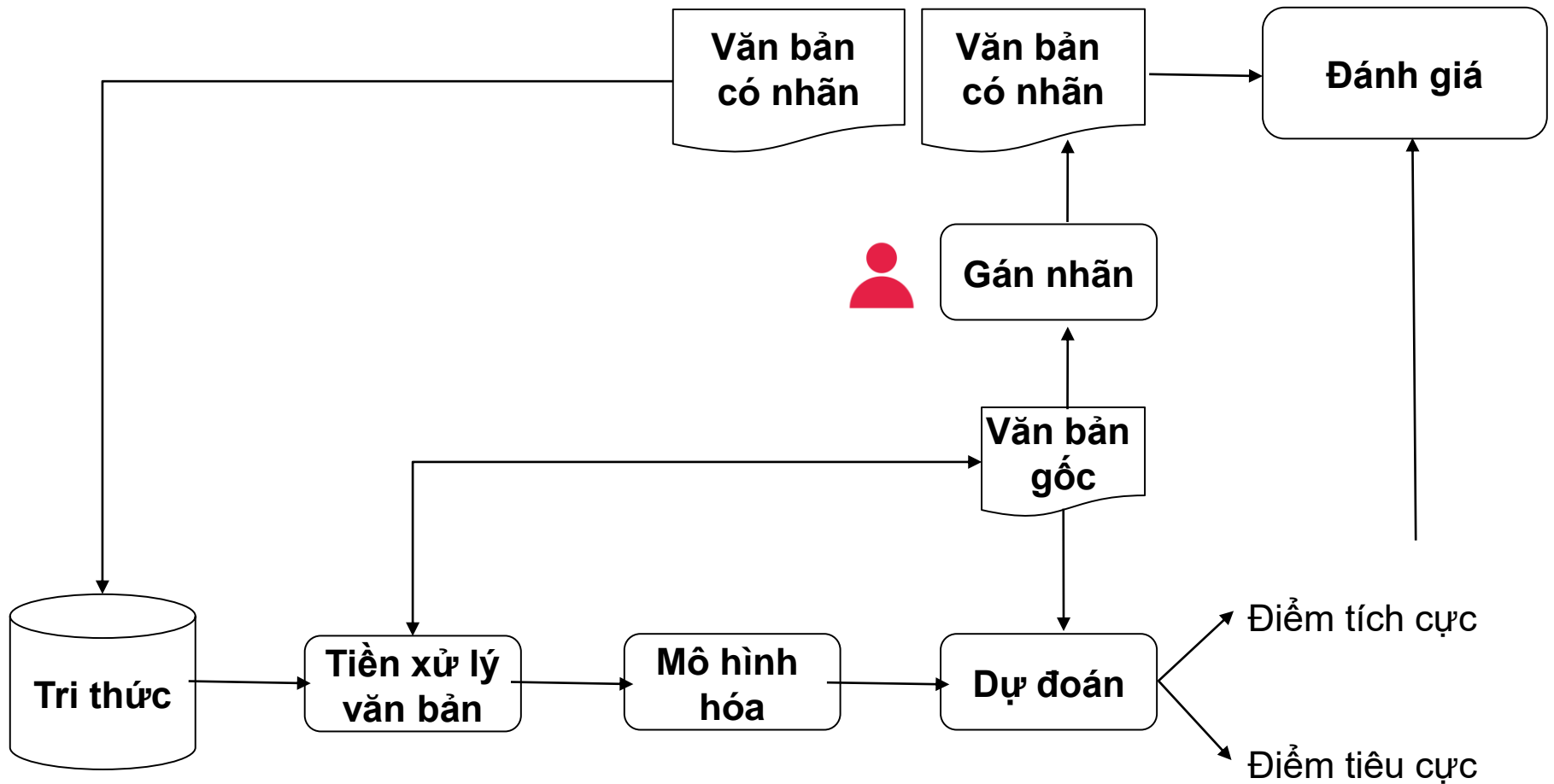
$score = pos - neg = 2 - 3 = -1 < 0$

TIÊU CỰC

Sentiment lexicon

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

Phân loại cảm xúc dựa trên học máy có giám sát



2.2 Phân loại cảm xúc không giám sát

- P. Turney. “*Thumbs Up or Thumbs Down? Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews*”. ACL’02
- Thuật toán:
 - **B1.** Trích rút các cụm từ cảm xúc
 - **B2.** Xác định xu hướng cảm xúc
 - **B3.** Xác định cảm xúc của văn bản
- Áp dụng vào dữ liệu tiếng Việt

B1. Trích rút các cụm từ cảm xúc

- Xác định các mẫu ngôn ngữ có tiềm năng thể hiện cảm xúc:
 - *NN+JJ*: Tính từ theo sau danh từ (*'máy mới'*)
 - *RB+JJ*: Tính từ theo sau một phó từ (*'rất tốt'*)
 - *RB+VA*: Tính động từ theo sau một phó từ (*'rất khỏe'*)
 - *RB+VB*: Động từ theo sau một phó từ (*'rất muốn'*)
 - *VB+RB*: Phó từ theo sau một động từ (*'chạy mượt'*)
- Yêu cầu văn bản được gán nhãn từ loại

B1. Trích rút các cụm từ cảm xúc (tiếp)

Từ thứ nhất	Từ thứ hai
NN	JJ
RB	JJ/VA
RB	VB
VB	RB

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

B1. Trích rút các cụm từ cảm xúc (tiếp)

Từ thứ nhất	Từ thứ hai
NN	JJ
RB	JJ/VA
RB	VB
VB	RB

*Thực_sự là mình **rất/RB sợ/VB** trà_sữa trân_châu . Hầu_hết các cửa_hàng toàn nhập nguyên_liệu từ trung_quốc với giá **rất/RB rẻ/VA** , vì mình có thằng bạn nó cũng làm quán trà_sữa nó toàn lấy từ trung_quốc . Thế mới có **lãi/NN cao/JJ** vì thuê mặt_bằng **rất/RB đắt_đỏ/VA** rồi . Nên các bạn hãy cân_nhắc có nên dùng trà_sữa ko nhé*

B2. Xác định xu hướng cảm xúc

- Với mỗi cụm từ t đã trích rút, cần xác định xu hướng cảm xúc của cụm từ này, $SO(t)$
- Giả thiết:
 - ‘tốt’ có xu hướng cảm xúc tích cực
 - ‘kém’ có xu hướng cảm xúc tiêu cực
- $SO(t) = \text{sim}(t, \text{‘tốt’}) - \text{sim}(t, \text{‘kém’})$

‘tốt’

t

‘kém’

B2. Xác định xu hướng cảm xúc (tiếp)

- Xác định độ tương tự của hai cụm từ dựa trên khả năng đồng xuất hiện trên một tập văn bản lớn
 - Tập văn bản lớn: Văn bản Web
 - Khả năng đồng xuất hiện: Pointwise Mutual Information (PMI)
 - $SO(t) = PMI(t; \text{'tốt'}) - PMI(t; \text{'kém'})$

B2. Xác định xu hướng cảm xúc (tiếp)

$$\text{PMI}(t_1; t_2) = \frac{\text{Pr}(t_1, t_2)}{\text{Pr}(t_1)\text{Pr}(t_2)} = \frac{\text{Pr}(t_1|t_2)}{\text{Pr}(t_1)} = \frac{\text{Pr}(t_2|t_1)}{\text{Pr}(t_2)}$$

$P(t_1)$: Xác suất xuất hiện t_1 trong tập văn bản

$P(t_1|t_2)$: Xác suất x/h t_1 nếu t_2 đã x/h

$$P(t_1|t_2) = (\text{count}(t_1, t_2) + 1) / (\text{count}(t_2) + V)$$

$$P(t_1) = (\text{count}(t_1) + 1) / (\sum_{t'} \text{count}(t') + V)$$

V: kích thước từ vựng

B3. Xác định cảm xúc của văn bản

- G/s văn bản d gồm tập các cụm từ cảm xúc T được trích rút từ bước 2
- Với mỗi $t \in T$, tính $SO(t)$
- Xu hướng cảm xúc của văn bản

$$SO(d) = \sum_{t \in T} SO(t)$$

- $SO(d) > 0$: Văn bản có cảm xúc tích cực
- $SO(d) < 0$: Văn bản có cảm xúc tiêu cực

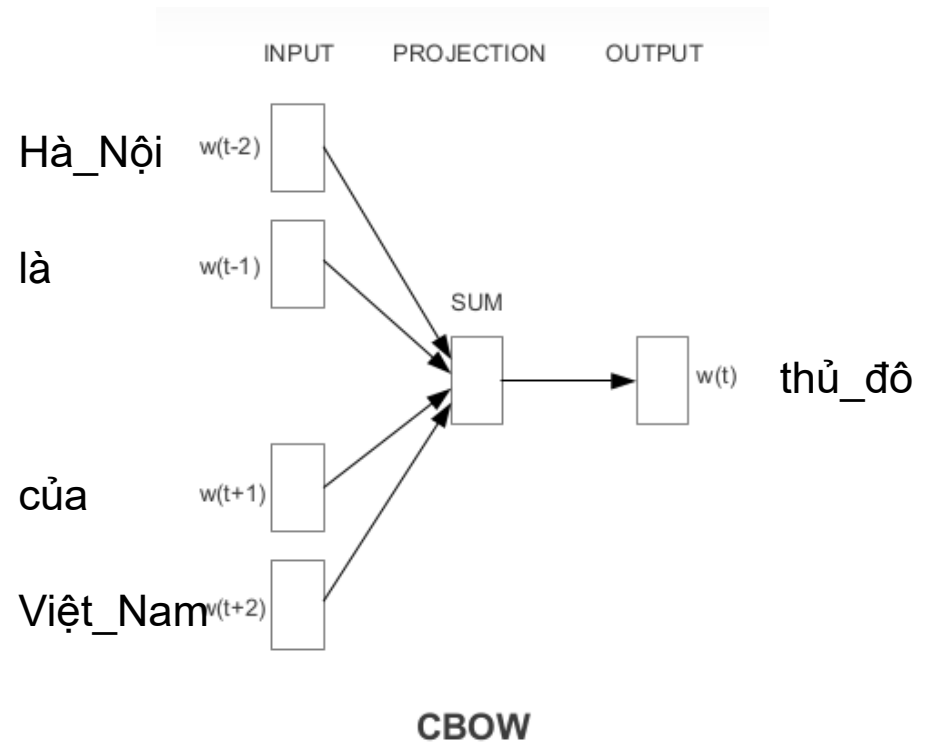
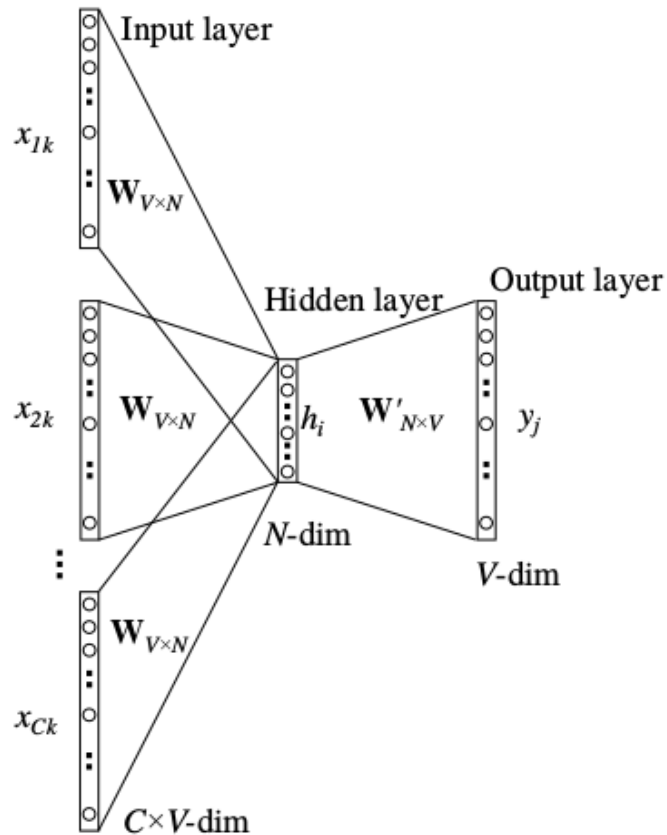
3. Phân loại cảm xúc có giám sát

- Yoon Kim. “*Convolutional Neural Networks for Sentence Classification*”. EMNLP 2014
- Sử dụng mô hình CNN để phân loại các bình luận
- Sử dụng từ nhúng được huấn luyện trước trên một tập văn bản lớn làm véc-tơ biểu diễn từ
- Ghép nối biểu diễn từ theo thứ tự trong văn bản để làm tín hiệu đầu vào 2D cho CNN

Word2vec

- Sử dụng mạng nơ-ron để học tác vụ mô hình ngôn ngữ:
 - CBOW: Dùng các từ xung quanh trong một cửa sổ để dự đoán từ trung tâm
 - Skip-gram: Dùng từ trung tâm để dự đoán các từ xung quanh
- Tận dụng được lượng lớn dữ liệu học mà không cần gán nhãn (!)
- Sinh ra biểu diễn dạng véc-tơ của từ thể hiện được một số quan hệ ngữ nghĩa

CBOW



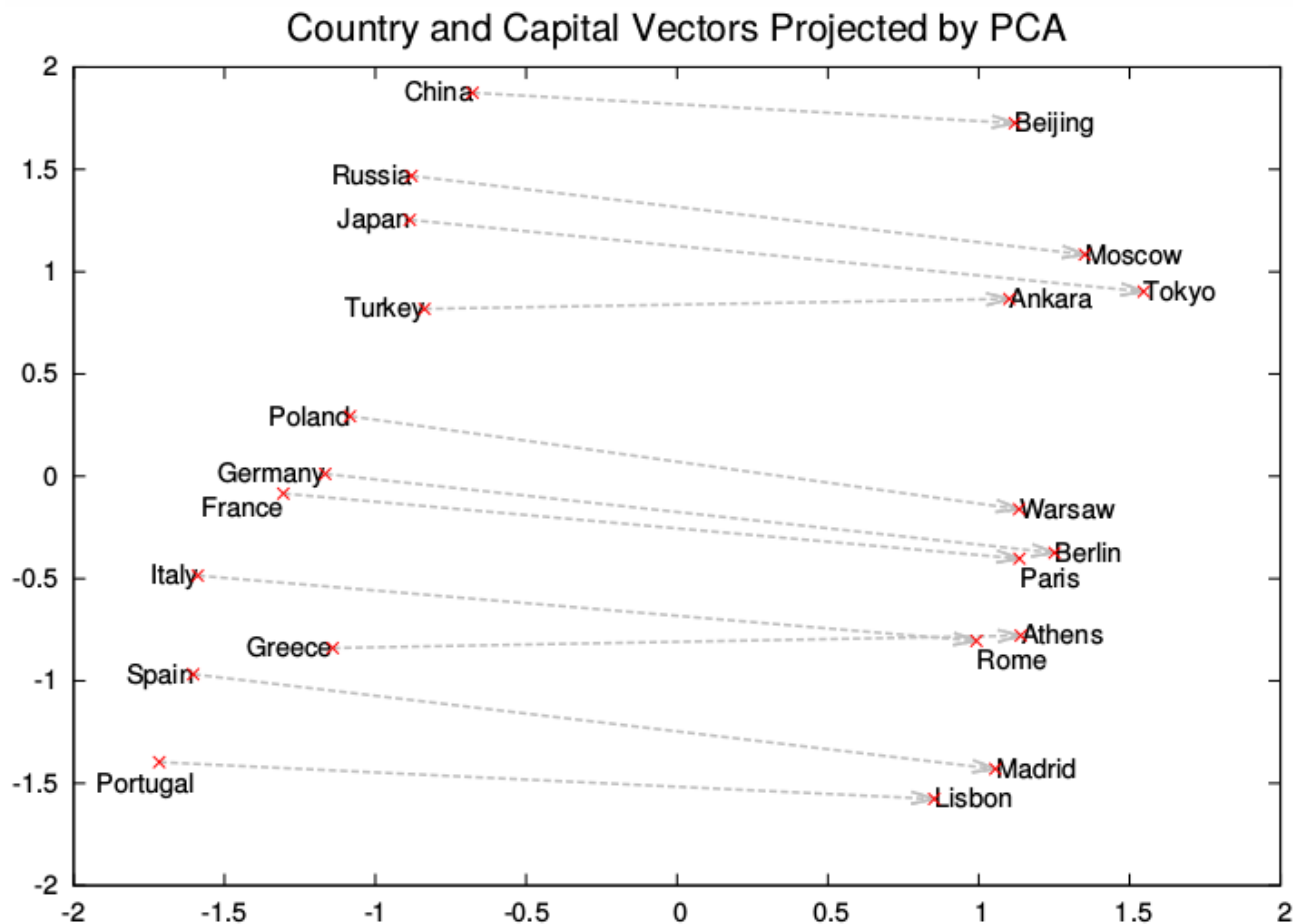
CBOW (tiếp)

- Tầng đầu vào gồm V nơ-ron biểu diễn các từ trong ngữ cảnh theo dạng one-hot
- Tầng ẩn gồm n nơ-ron
- Tầng đầu ra gồm V nơ-ron dùng để dự đoán ra từ trung tâm
- Trọng số giữa tầng đầu vào và tầng ẩn sau khi học được dùng làm bảng tra biểu diễn của từ

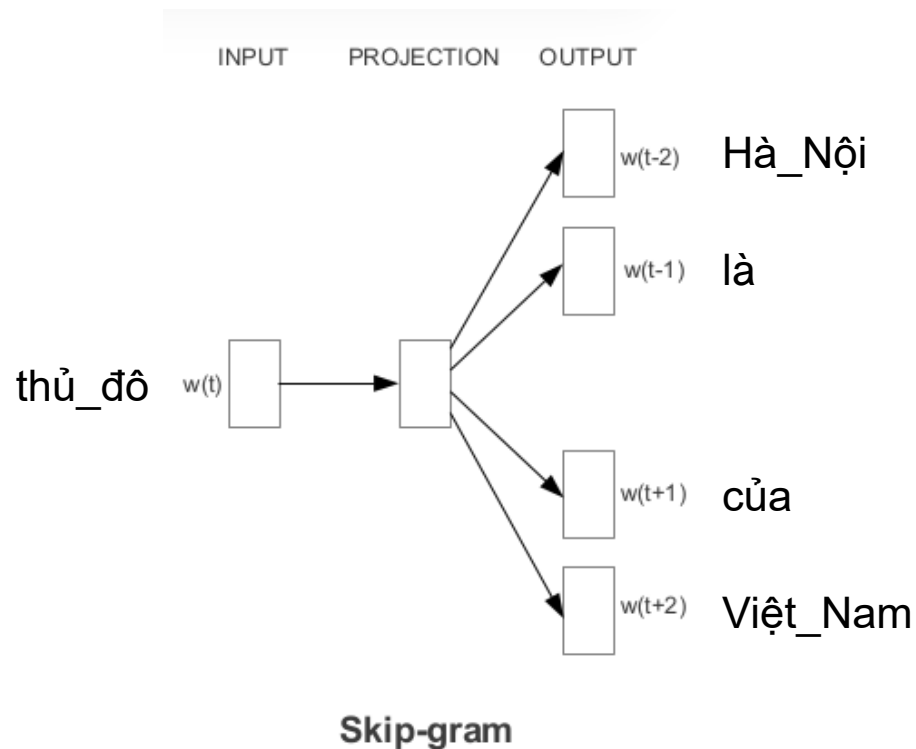
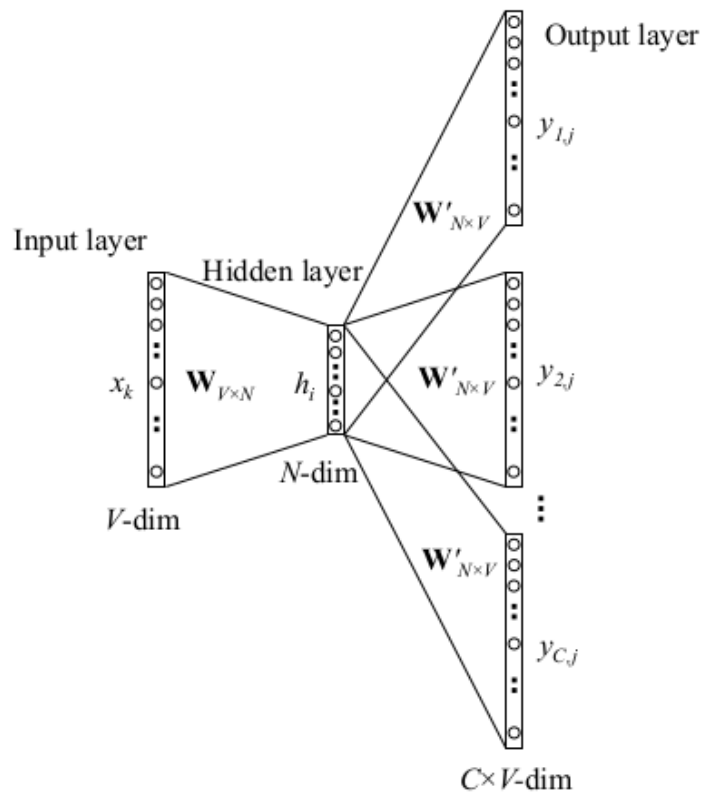
king – *queen* = *man* - ...

- Véc-tơ biểu diễn ‘king’: a
- Véc-tơ biểu diễn ‘queen’: b
- Véc-tơ biểu diễn ‘man’: x
- Tính véc-tơ $d = a - b + c$
- Tìm từ d' có khoảng cách (Euclide, cosine) tới d là gần nhất: $d' \sim$ ‘woman’

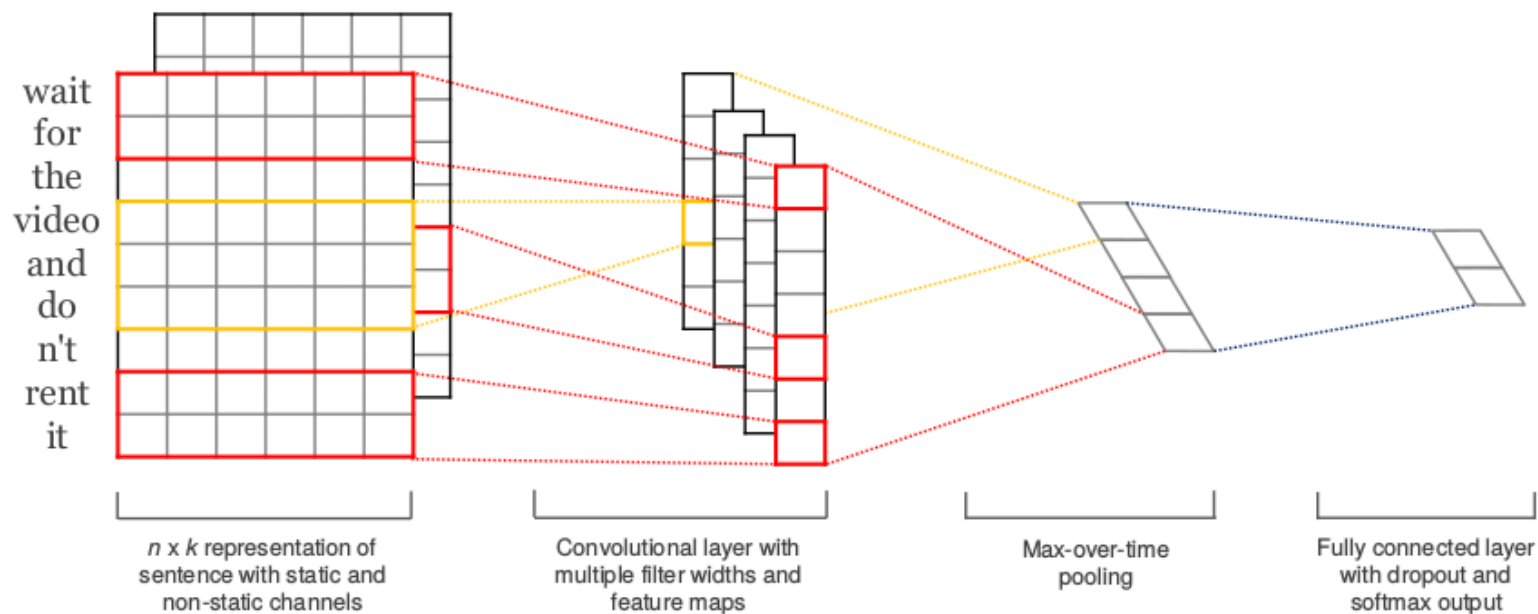
Trực quan hóa biểu diễn từ



Skip-gram



Kiến trúc mô hình



Tầng đầu vào

- $x_i \in \mathbb{R}^k$ là biểu diễn liên tục của từ thứ i
 - Được khởi tạo ngẫu nhiên và trọng số được cập nhật trong quá trình học
 - Được khởi tạo dựa trên biểu diễn được học trước trên một tập văn bản lớn
 - Được cập nhật trong quá trình học
 - “Đóng băng” trong quá trình học
- Văn bản đầu vào gồm các từ x_1, x_2, \dots, x_n theo thứ tự
- Biểu diễn của văn bản là ghép nối biểu diễn của các từ theo đúng thứ tự xuất hiện trong văn bản

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

Tầng nhân chập

- Mỗi bộ lọc $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{hk}$ quét trên một cửa sổ gồm h từ liên tiếp $\mathbf{x}_{i:i+h}$ để sinh ra một đặc trưng c_i
 - Chiều rộng của cửa sổ: h
 - Chiều cao của cửa sổ = chiều của từ nhúng
- Mỗi bộ lọc sinh ra một bản đồ đặc trưng $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^{n-h+1}$, $\mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_{n-h+1}]$

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

Tầng pooling

- Với mỗi bản đồ đặc trưng c , áp dụng max pooling để lấy giá trị lớn nhất
- Áp dụng các cửa sổ $h \in [3, 4, 5]$
- Ứng với mỗi giá trị của h có 100 bộ lọc
- Tổng số nơ-ron ở tầng pooling: $100 \times 3 = 300$

Tầng liên kết đầy đủ

- Kỹ thuật điều chỉnh: Áp dụng drop-out tại tầng pooling với tỉ lệ drop-out $p = 0.5$
- Số nơ-ron ở tầng đầu ra:
 - 2: chỉ xét nhãn tích cực và tiêu cực
 - 3: tích cực, trung tính, tiêu cực

Tập DL

- **MR:** Bình luận phim với mỗi bình luận là một câu. Gán nhãn tích cực/tiêu cực
- **SST-1:** Mở rộng của tập MR với 5 nhãn (rất tích cực, tích cực, trung tính, tiêu cực và rất tiêu cực)
- **SST-2:** Tương tự SST-1 nhưng loại bỏ nhãn trung tính và chỉ có hai nhãn tích cực và tiêu cực
- **CR:** Đánh giá sản phẩm. Gán nhãn tích cực/tiêu cực

Các mô hình

- **CNN-rand**: Từ nhúng được khởi tạo ngẫu nhiên và cập nhật trong quá trình học
- **CNN-static**: Sử dụng từ nhúng học trước từ *word2vec*, biểu diễn từ (bao gồm các từ OOV được khởi tạo ngẫu nhiên) được giữ nguyên trọng số
- **CNN-non-static**: Biểu diễn từ khởi tạo bằng *word2vec* được tinh chỉnh trong quá trình học
- **CNN-multichannel**: Kết hợp static và non-static

Kết quả thực nghiệm

Model	MR	SST-1	SST-2	Subj	TREC	CR	MPQA
CNN-rand	76.1	45.0	82.7	89.6	91.2	79.8	83.4
CNN-static	81.0	45.5	86.8	93.0	92.8	84.7	89.6
CNN-non-static	81.5	48.0	87.2	93.4	93.6	84.3	89.5
CNN-multichannel	81.1	47.4	88.1	93.2	92.2	85.0	89.4
RAE (Socher et al., 2011)	77.7	43.2	82.4	—	—	—	86.4
MV-RNN (Socher et al., 2012)	79.0	44.4	82.9	—	—	—	—
RNTN (Socher et al., 2013)	—	45.7	85.4	—	—	—	—
DCNN (Kalchbrenner et al., 2014)	—	48.5	86.8	—	93.0	—	—
Paragraph-Vec (Le and Mikolov, 2014)	—	48.7	87.8	—	—	—	—
CCAЕ (Hermann and Blunsom, 2013)	77.8	—	—	—	—	—	87.2
Sent-Parser (Dong et al., 2014)	79.5	—	—	—	—	—	86.3
NBSVM (Wang and Manning, 2012)	79.4	—	—	93.2	—	81.8	86.3
MNB (Wang and Manning, 2012)	79.0	—	—	93.6	—	80.0	86.3
G-Dropout (Wang and Manning, 2013)	79.0	—	—	93.4	—	82.1	86.1
F-Dropout (Wang and Manning, 2013)	79.1	—	—	93.6	—	81.9	86.3
Tree-CRF (Nakagawa et al., 2010)	77.3	—	—	—	—	81.4	86.1
CRF-PR (Yang and Cardie, 2014)	—	—	—	—	—	82.7	—
SVM _S (Silva et al., 2011)	—	—	—	—	95.0	—	—

Tinh chỉnh từ nhúng

	Most Similar Words for	
	Static Channel	Non-static Channel
bad	<i>good</i> <i>terrible</i> <i>horrible</i> <i>lousy</i>	<i>terrible</i> <i>horrible</i> <i>lousy</i> <i>stupid</i>
good	<i>great</i> <i>bad</i> <i>terrific</i> <i>decent</i>	<i>nice</i> <i>decent</i> <i>solid</i> <i>terrific</i>
n't	<i>os</i> <i>ca</i> <i>ireland</i> <i>wo</i>	<i>not</i> <i>never</i> <i>nothing</i> <i>neither</i>

!	2,500 <i>entire</i> <i>jez</i> <i>changer</i>	2,500 <i>lush</i> <i>beautiful</i> <i>terrific</i>
,	<i>decasia</i> <i>abysmally</i> <i>demise</i> <i>valiant</i>	<i>but</i> <i>dragon</i> <i>a</i> <i>and</i>



25 YEARS ANNIVERSARY
SOICT

VIỆN CÔNG NGHỆ THÔNG TIN VÀ TRUYỀN THÔNG
SCHOOL OF INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGY

**Thank you for
your attentions!**

