



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

Nghĩa từ vựng và phân giải nhập nhằng từ

Lê Thanh Hương

Bộ môn Hệ thống Thông tin

Viện CNTT & TT – Trường ĐHBKHN

Email: huonglt@soict.hust.edu.vn

Từ đồng âm

- Từ đồng âm (Homonymy): là những từ trùng nhau về hình thức ngữ **âm** nhưng khác nhau về **nghĩa**
 - Từ đồng âm, đồng tự (Homograph) : các từ với cùng cách viết nhưng có nghĩa khác nhau. Ví dụ:
 - dove - dive into water, white bird
 - saw
 - Từ đồng âm, không đồng tự (Homophone): các từ có cách viết khác nhau nhưng có cùng âm. Ví dụ:
 - see, sea; meat, meet

Phân loại từ đồng âm tiếng Việt

- Đồng âm từ với từ, gồm:
 - Đồng âm từ vựng: Tất cả các từ đều thuộc cùng một từ loại. Ví dụ:
 - *đường*₁ (đắp đường) - *đường*₂ (đường phèn).
 - *đường kính*₁ (đường để ăn) - *đường kính*₂ (...của đường tròn).
 - *cát*₁ (cát vó) - *cát*₂ (cát tiền vào tủ) - *cát*₃ (cát hàng) - *cát*₄ (cát rượu)
 - Đồng âm từ vựng-ngữ pháp: Các từ trong nhóm đồng âm với nhau chỉ khác nhau về từ loại. Ví dụ:
 - *chỉ*₁ (cuộn chỉ) - *chỉ*₂ (chỉ tay năm ngón) - *chỉ*₃ (chỉ còn có dăm đồng).
 - *câu*₁ (nói vài câu) - *câu*₂ (rau câu) - *câu*₃ (chim câu) - *câu*₄ (câu cá)
- Đồng âm từ với tiếng: các đơn vị khác nhau về cấp độ; kích thước ngữ âm của chúng đều không vượt quá một tiếng. Ví dụ:
 - Con trai Văn Cốc lên dốc bắn cò, đứng lăm lăm cười khanh *khách*.
Con gái Bát Tràng bán hàng thịt ếch ngồi châu *chấu* nói ương ương.

Từ đa nghĩa, đồng nghĩa

- Từ đa nghĩa (Polysemy): một từ nhiều nghĩa, biểu thị những đặc điểm, thuộc tính khác nhau của một đối tượng, hoặc biểu thị những đối tượng khác nhau của thực tại. Ví dụ
 - *đi* : việc dịch chuyển bằng hai chi dưới
 - *đi*: một người nào đó đã chết
- Đồng nghĩa (Synonymy): là những từ tương đồng với nhau về nghĩa, khác nhau về âm thanh. Ví dụ
 - cố, gắng
 - car, automobile

Nghĩa từ vựng

- Ngữ nghĩa nghiên cứu ý nghĩa của các phát biểu dạng ngôn ngữ
- Nghĩa từ vựng (Lexical semantics) nghiên cứu:
 - quan hệ từ vựng: sự liên hệ về mặt ngữ nghĩa giữa các từ
 - ràng buộc về lựa chọn: cấu trúc liên hệ ngữ nghĩa bên trong của từng từ
 - bao gồm lý thuyết về:
 - phân loại và phân rã nghĩa của từ
 - sự giống và khác trong cấu trúc từ vựng – ngữ nghĩa giữa các ngôn ngữ
 - quan hệ nghĩa của từ với cú pháp và ngữ nghĩa của câu.

Các ứng dụng

- Tóm tắt văn bản
- Phân loại văn bản
- Phân tích quan điểm
- Quảng cáo hướng ngữ cảnh
- Đối sánh văn bản
- Máy tìm kiếm
- Hệ thống hội thoại (dialogue system)
- Hệ thống hỏi đáp (question answering)
- ...

Ràng buộc về lựa chọn: Mã hóa ngữ nghĩa trong văn phạm

- Vị từ biểu diễn các ràng buộc qua tham số
 - read (human subject, textual object)
 - eat (animate subject)
 - kill (animate object)
- Sử dụng vị từ để phân giải nhập nhằng
- Ví dụ "dish":
 - cái đĩa để ăn
 - món ăn
 - phương tiện liên lạc

Ví dụ về từ “dish”

- Not unexpectedly, wives, whether working or nonworking, did by far the most - about 80% of the shopping, laundry and cooking, and about two-thirds of housecleaning, washing *dishes*, child care, and family paper work.
- In her tiny kitchen at home, Ms. Chen works efficiently, stir-frying several simple *dishes*, including braised pig's ears and chicken livers with green peppers.
- Installation of satellite *dishes*, TVs and videocassette equipment will cost the company about \$20,000 per school, Mr Whittle said.

Ràng buộc lựa chọn

- VPPNC có thể đưa vào các ràng buộc lựa chọn
 - tạo ontology (ví dụ, người, động vật)
 - ràng buộc về luật
 - vd. $VP \rightarrow V_{\text{giết}} NP_{\text{động vật}}$
 - ràng buộc về dịch nghĩa
 - vd. $\text{ăn}([\text{sinh vật sống}], [\text{thức ăn}])$
- Nhược điểm: Cách viết này không tổng quát
 - không đủ thông tin
 - không sử dụng được với các trường hợp không liệt kê trong văn phạm

Khai thác quan hệ từ vựng

- Từ điển đồng nghĩa:
 - gồm từ đồng nghĩa (Synonyms) và trái nghĩa (Antonyms)
- Wordnet:
 - Từ đồng nghĩa và trái nghĩa
 - Từ lớp cha và từ lớp con
 - ...

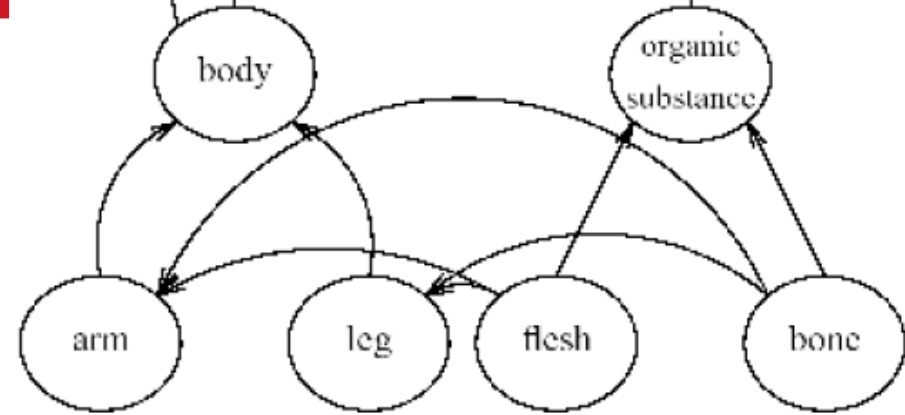
Nhập nhằng và các ràng buộc lựa chọn

- Nhập nhằng:
 - Các vị từ khác nhau ứng với các nghĩa khác nhau
 - wash the dishes (theme : washable-thing)
 - Tham số cũng có thể giải quyết nhập nhằng cho vị từ
 - serve vegetarian dishes (theme : food-type)
- Phân tích ngữ nghĩa:
 - Luật có gắn thông tin ngữ nghĩa được sử dụng với các câu đã được phân tích cú pháp
 - “I wanna eat somewhere close to CSSE”
 - Ngoại động từ: $V \rightarrow \text{eat} \langle \text{theme} \rangle \{ \text{theme:food-type} \}$ (VP \rightarrow V NP)
 - Nội động từ: $V \rightarrow \text{eat} \langle \text{no-theme} \rangle$ (VP \rightarrow V)
 - Xung đột ràng buộc lựa chọn: loại trừ cú pháp

- Vấn đề:

- Đôi khi ràng buộc lựa chọn không đủ chặt (khi 1 từ có nhiều nghĩa)
- Đôi khi ràng buộc quá chặt – khi vị từ sử dụng phép ẩn dụ. Vd, I'll eat my hat!

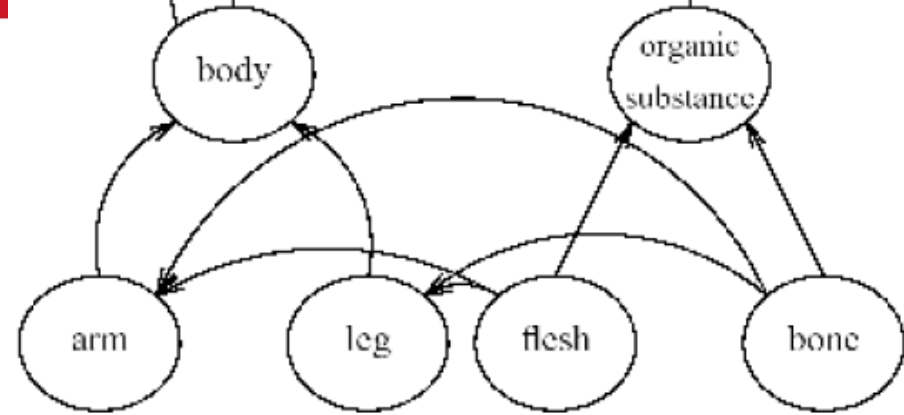
WordNet: Giới thiệu



CSDL từ vựng

- Xây dựng một mạng khổng lồ các từ vựng và quan hệ giữa các từ vựng
- Wordnet tiếng Anh
 - 4 lớp: danh từ, động từ, tính từ, trạng từ
 - Danh từ: 120,000; Động từ: 22,000; Tính từ: 30,000;
 - Trạng từ: 6,000

WordNet: Giới thiệu



- CSDL từ vựng
 - Wordnet cho các ngôn ngữ khác
[www.globalwordnet.org]
 - Có wordnet cho các ngôn ngữ: Tây Ban Nha, Tiệp, Hà Lan, Pháp, Đức, Ý, Bồ Đào Nha, Thụy Điển, Basque, Estonian
 - Wordnets đang được làm cho các tiếng: Bulgary, Đan mạch, Hy Lạp, Hebrew, Hindi, Cannada, Latvian, Moldavy, Romany, Nga, Slovenian, Tamil, Thái Lan, Thổ Nhĩ Kỳ, Ireland, Na Uy, Ba Tư, Iran

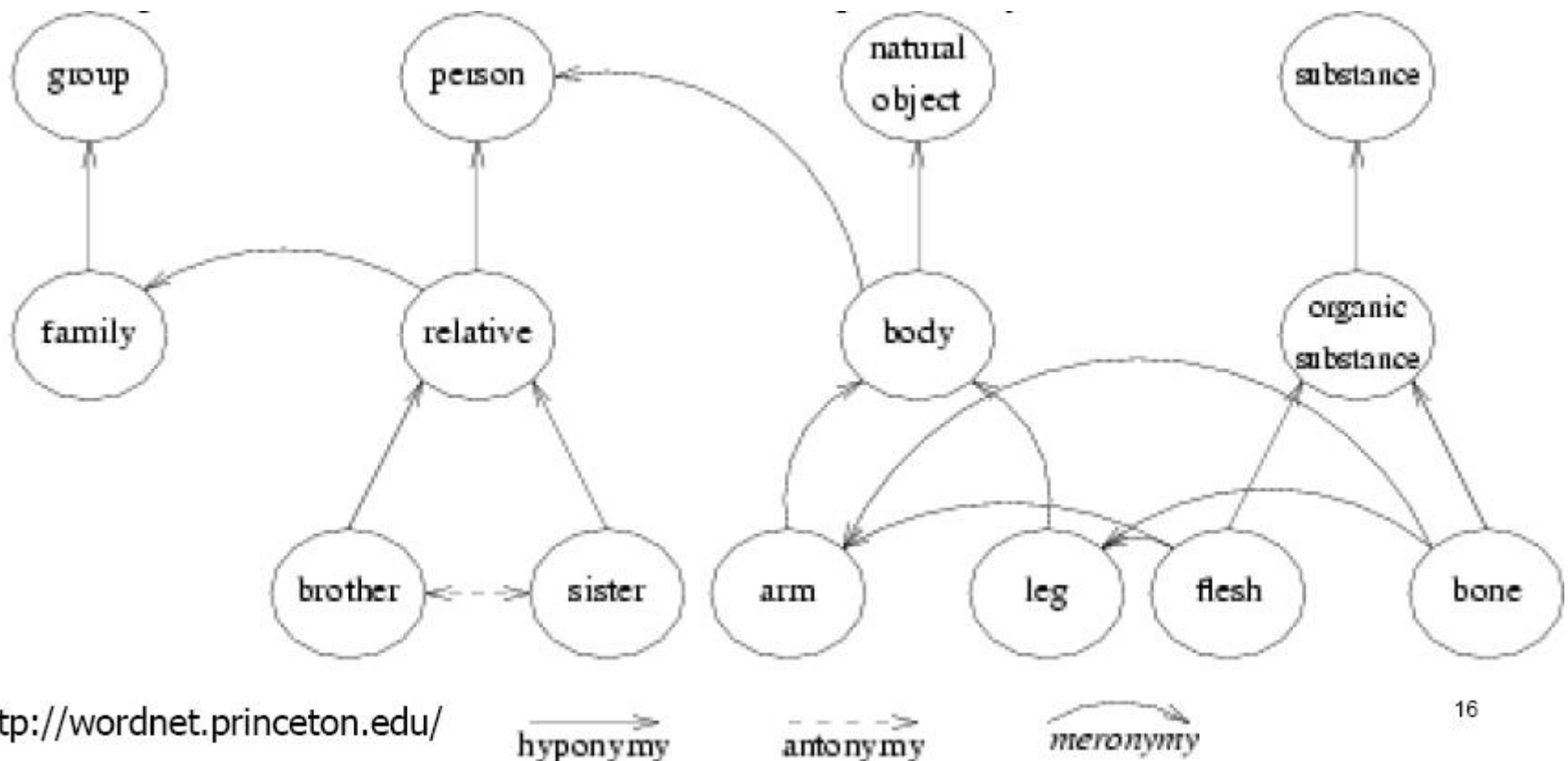
Tập từ đồng nghĩa

Synonym Sets - Synsets

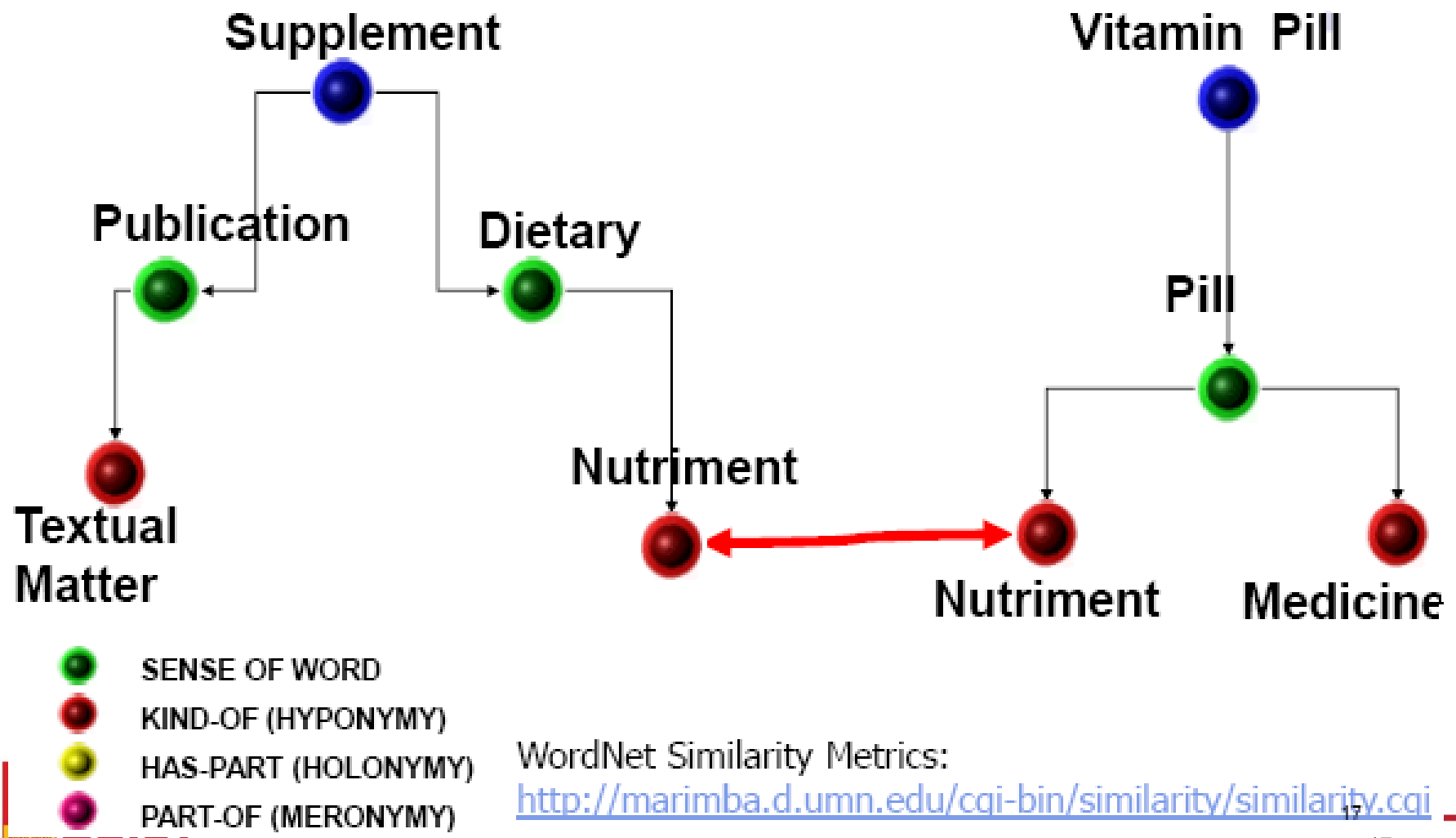
- Từ có nhập nhằng
- Các nút trong Wordnet biểu diễn tập từ đồng nghĩa “synonym sets”, hoặc *synsets*. Ví dụ:
 - Fool: 1 người dễ bị lợi dụng
 - {chump, fish, fool, gull, mark, patsy, fall guy, sucker, schlemiel, shlemiel, soft touch, mug}
 - Synset = tập khái niệm

Các quan hệ khác trong WordNet

- Các từ nối theo chiều dọc biểu diễn quan hệ rộng (holonymy) - hẹp (hypernymy), theo chiều ngang biểu diễn quan hệ bộ phận meronymy (part_of) và holonymy (has_part) .
- Mỗi nghĩa của từ được biểu diễn bằng 1 số synset



Phân giải nhập nhằng sử dụng quan hệ từ vựng





WordNet::Similarity

Read an overview of [WordNet::Similarity](#).

You may enter any two words in one of three formats:

1. word
2. word#part_of_speech (where part_of_speech is one of n, v, a, or r)
3. word#part_of_speech#sense (where sense is a positive integer)

If words are entered in format 1 or 2, then the relatedness of all valid forms of the words will be computed (e.g., if 'dogs' is entered, then 'dog' will be used to compute relatedness). [More instructions](#).

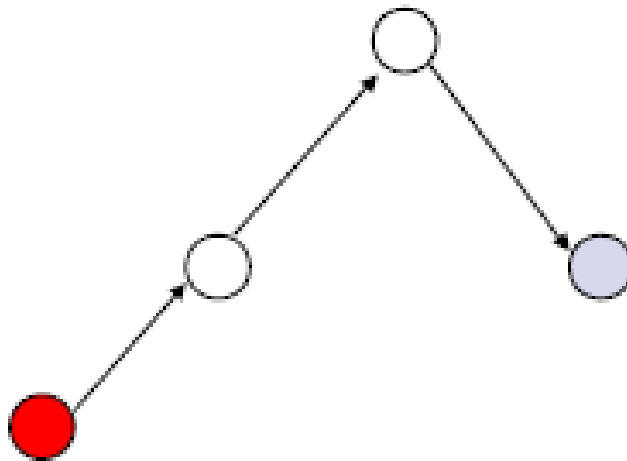
Word 1: ☒ Use all senses ☐ Pick a sense by [gloss](#) ☐ Pick a sense by [synset](#)
Word 2: ☒ Use all senses ☐ Pick a sense by [gloss](#) ☐ Pick a sense by [synset](#)
Measure: [About the measures](#)
☒ Use [root node](#)?

[Show version info](#)

Created by Ted Pedersen and Jason Michelizzi
E-mail: tpederse (at) d (dot) umn (dot) edu

Đo quan hệ từ vựng

- Đếm số cạnh/đỉnh trên đồ thị:
 - khoảng cách giữa 2 từ tỉ lệ nghịch với quan hệ ngữ nghĩa giữa chúng
 - Nếu giữa 2 từ có nhiều đường đi, chọn đường ngắn nhất



số cạnh = 3

số nút = 4

Cặp từ nào gần nhau hơn?

- cá heo và cá?
- cá và cá hồi?

WordNet Similarity Metrics:

<http://marimba.d.umn.edu/cgi-bin/similarity/similarity.cgi>



WordNet::Similarity

Read an overview of [WordNet::Similarity](#).

You may enter any two words in one of three formats:

- 1. word
- 2. word#part_of_speech (where part_of_speech is one of n, v, a, or r)
- 3. word#part_of_speech#sense (where sense is a positive integer)

If words are entered in format 1 or 2, then the relatedness of all valid forms of the words will be computed (e.g., if 'dogs' is entered, then 'dog' will be used to relatedness). [More instructions](#).

Word 1:

Word 2:

Measure:

☒ Use all senses ☐ Pick a sense by [gloss](#) ☐ Pick a sense by [synset](#)

☒ Use all senses ☐ Pick a sense by [gloss](#) ☐ Pick a sense by [synset](#)

[About the measures](#)

☒ Use root nodes

[Show version info](#)

Created by Ted Pedersen
E-mail: [tpederse \(at\)](mailto:tpederse@at)

Use All Measures

Path Length

Leacock & Chodorow

Wu & Palmer

Resnik

Jiang & Conrath

Lin

Adapted Lesk (Extended Gloss Overlaps)

Gloss Vectors

Gloss Vectors (pairwise)

Hirst & St-Onge

Random Measure



WordNet::Similarity

Read an overview of [WordNet: Similarity](#).

[View errors](#)

[View glosses \(definitions\)](#)

[View synsets](#)

Results:

The relatedness of [whale#n#1](#) and [fish#n#3](#) using path is 0.25.

[View relatedness of all senses \(without traces\)](#)

[View relatedness of all senses \(with traces\)](#)

[View traces](#)



WordNet::Similarity

Read an overview of [WordNet: Similarity](#).

[View errors](#)

[View glosses \(definitions\)](#)

[View synsets](#)

Results:

The relatedness of trout#n#1 and fish#n#2 using path is 0.5.

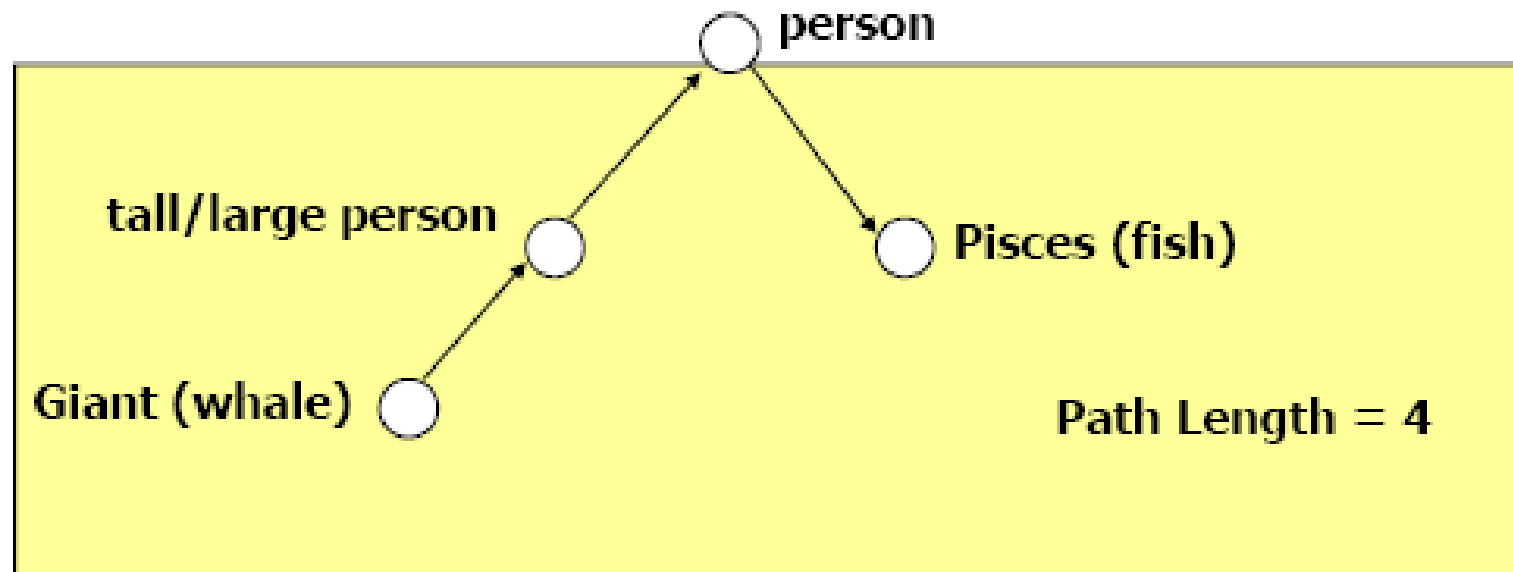
[View relatedness of all senses \(without traces\)](#)

[View relatedness of all senses \(with traces\)](#)

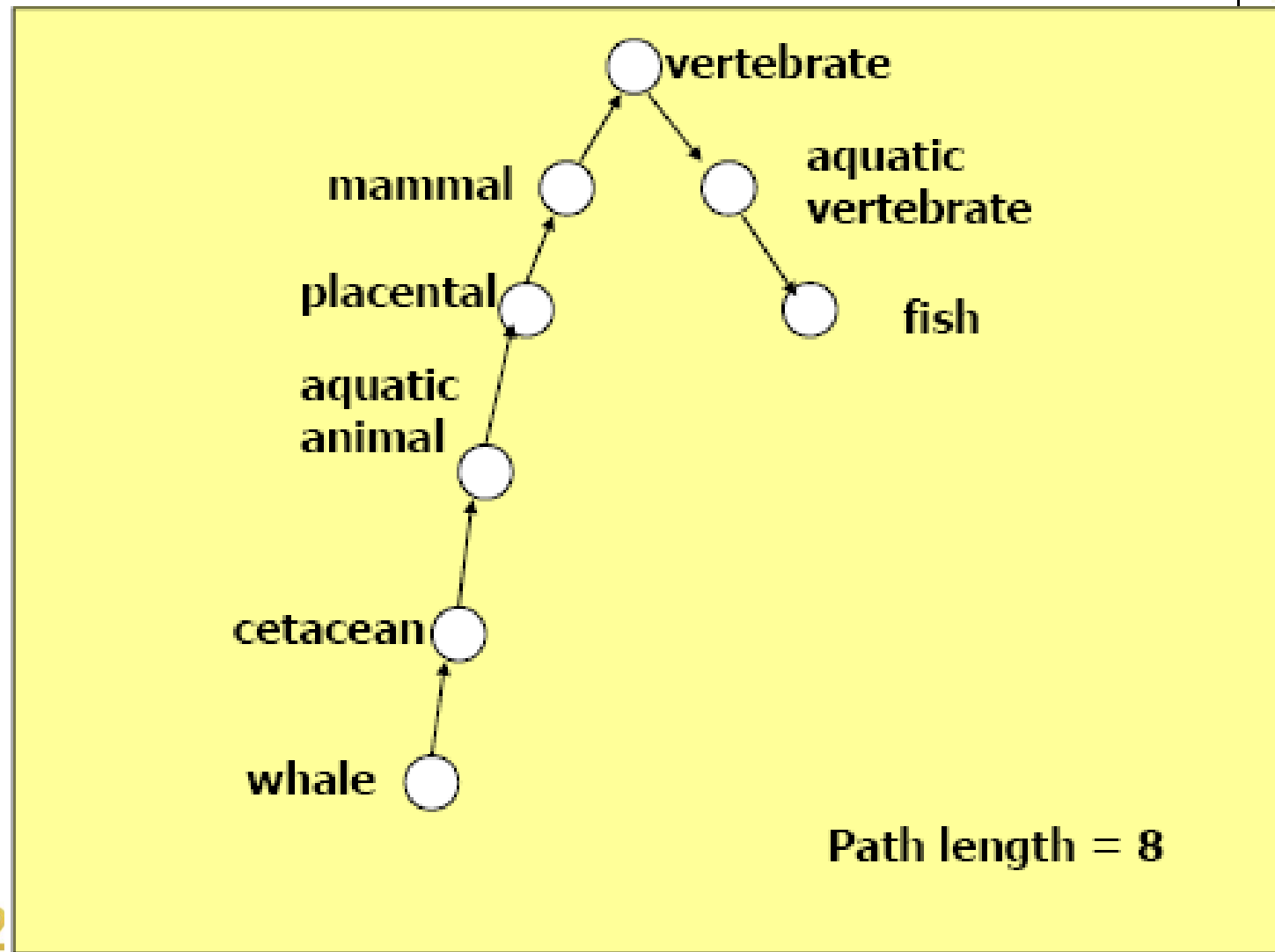
[View traces](#)

Phân giải nhập nhằng và đếm cạnh

- whale#n#1
 - 1 người rất lớn (về kích thước hoặc phẩm chất)
- fish#n#3
 - (thiên văn học) người được sinh khi mặt trời ở vì sao Pisces



Phân giải nhập nhằng và đếm cạnh



Nhược điểm của WordNet trong tính quan hệ ngữ nghĩa

- Độ đo quan hệ ngữ nghĩa WordNet dựa trên các giả thiết sau:
 - Mọi cạnh trong đồ thị có độ dài bằng nhau
 - Các nhánh trong đồ thị có cùng độ đậm đặc
 - Tồn tại tất cả các quan hệ ngoại động từ
- không đáng tin cậy

Cách tiếp cận dựa trên từ điển

- Các từ điển điện tử (Lesk '86)
 - Cho biết ý nghĩa của các từ trong ngữ cảnh cụ thể nội dung (vd., I've often caught bass while out at sea)
 - So sánh sự chồng chéo của các định nghĩa về nghĩa của từ (bass₂: a type of fish that lives in the sea)
 - Chọn nghĩa trùng nhau nhiều nhất
- Hạn chế: đường dẫn đến từ ngắn → mở rộng cho các từ liên quan

Cách tiếp cận học máy

- Học việc phân loại để gán từ với một trong các nghĩa của nó
 - Tích lũy tri thức từ tập ngữ liệu có hoặc không gán nhãn
 - Con người chỉ can thiệp vào tập ngữ liệu gán nhãn và lựa chọn tập đặc trưng sử dụng trong việc huấn luyện
- Vào: vectơ đặc trưng
 - đích (từ cần phân giải nhập nhằng)
 - nội dung (các đặc trưng có thể dùng để tiên đoán nghĩa đúng)
- Ra: các luật phân loại cho văn bản mới

Các đặc trưng sử dụng trong WSD

- Các thẻ POS của từ và các từ lân cận
- Các từ lân cận (có thể lấy gốc từ hoặc không)
- Dấu chấm, viết hoa, định dạng
- PTCP bộ phận để xác định vai trò ngữ pháp và quan hệ giữa chúng
- Các thông tin về đồng xuất hiện:
 - Từ và các từ lân cận của nó có thường đồng xuất hiện không
- Đồng xuất hiện của các từ láng giềng
 - Ví dụ: **sea** có thường xuyên xuất hiện với **bass** không

Ví dụ

- Tôi ăn cơm với cá.
 - DT ĐgT DT GT DT
 - (C (CN (ĐaT Tôi)) (VN (ĐgN (ĐgN (ĐgT ăn) (DT cơm)) (GN (GT với) (DT cá))))))
- Em bé chỉ thích ăn kẹo thôi.
 - DT TT TT ĐgT DT PT
 - (C (CN (DT Em bé)) (VN (TN (TN (TT chỉ) (TN (TT thích) (ĐgN (ĐgT ăn) (DT kẹo)))) (PT thôi))))))
- Nó ăn nhiều hoa hồng quá.
 - ĐaT ĐgT TT DT TT
 - (C (CN (ĐaT Nó)) (VN (ĐgN (ĐgN (ĐgT ăn) (TT nhiều) (DT hoa hồng)) (TT quá))))))
- Tôi tên là Hoa.

Các kiểu phân loại

- Naïve Bayes: Nghĩa tốt nhất là nghĩa có khả năng xảy ra nhất với 1 đầu vào cho trước

$$\hat{s} = \arg \max_{s \in S} p(s|V), \text{ hoặc } \arg \max_{s \in S} \frac{p(V|s)p(s)}{p(V)}$$

- trong đó s là 1 trong các nghĩa và V là vector đầu vào của các đặc trưng
- Chỉ có ít dữ liệu có thông tin vector kết hợp với nghĩa
- Giả sử các đặc trưng là độc lập, $p(V|s)$ là tích xác suất của các đặc trưng

$$p(V|s) = \prod_{j=1}^n p(v_j|s)$$

- $p(V)$ giống nhau \dots $\prod_{j=1}^n p(v_j)$ \dots hưởng đến xếp hạng cuối cùng)

Các kiểu phân loại

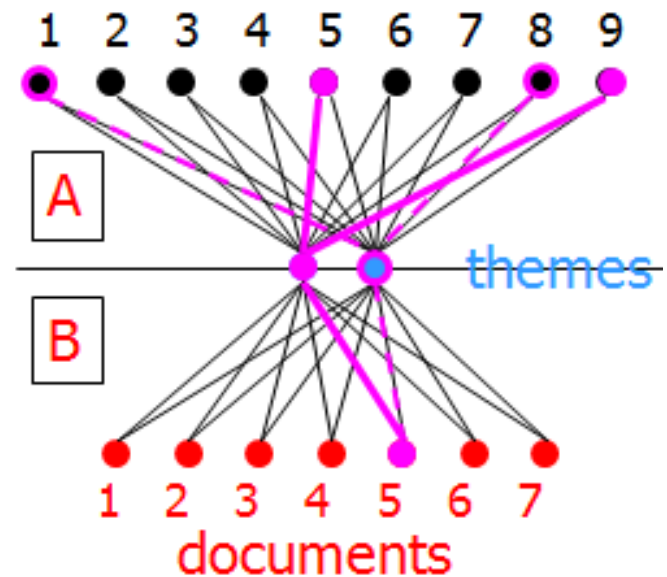
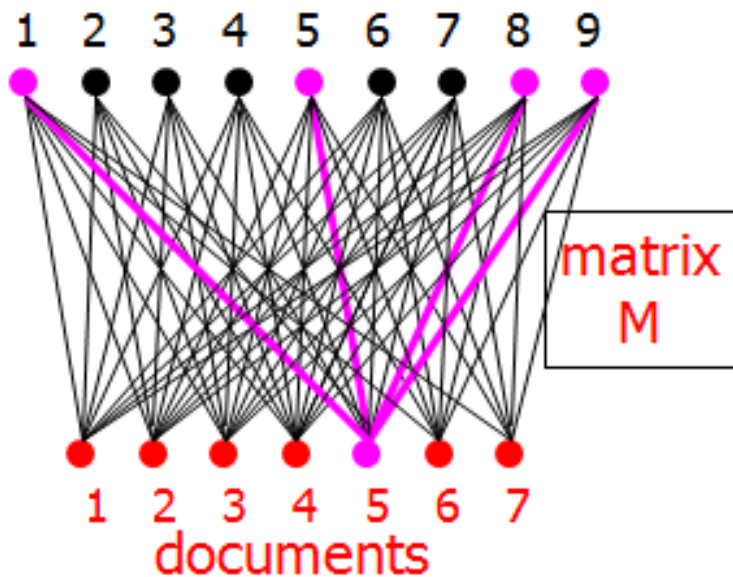
- Naïve Bayes : Nghĩa tốt nhất là nghĩa có khả năng xảy ra nhất với 1 đầu vào cho trước
 - Khi đó

$$\hat{s} = \arg \max_{s \in S} p(s) \prod_{j=1}^n p(v_j | s)$$

- $P(s)$ là xác suất tiên nghiệm của mỗi nghĩa = xác suất của mỗi nghĩa trong tập dữ liệu gán nhãn
- $P(v,s)$ = đếm số lần xuất hiện của bass đi với sea

Học máy xác định tập từ đồng nghĩa

- Phương pháp phân tích ngữ nghĩa tiềm ẩn:
 - SVD (Singular Value Decomposition)



Học máy xác định tập từ đồng nghĩa

- Phương pháp phân tích ngữ nghĩa tiềm ẩn:
 - LSA (Latent Semantic Analysis)

$$\begin{array}{ccccccc}
 & X & & U & & \Sigma & & V^T \\
 & (\mathbf{d}_j) & & & & & & (\hat{\mathbf{d}}_j) \\
 & \downarrow & & & & & & \downarrow \\
 (\mathbf{t}_i^T) \rightarrow & \begin{bmatrix} x_{1,1} & \dots & x_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m,1} & \dots & x_{m,n} \end{bmatrix} & = & (\hat{\mathbf{t}}_i^T) \rightarrow & \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 \end{bmatrix} & \dots & \begin{bmatrix} \mathbf{u}_l \end{bmatrix} \end{bmatrix} & \cdot & \begin{bmatrix} \sigma_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \sigma_l \end{bmatrix} & \cdot & \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1 \end{bmatrix} \\ \vdots \\ \begin{bmatrix} \mathbf{v}_l \end{bmatrix} \end{bmatrix}
 \end{array}$$

Học máy xác định tập từ đồng nghĩa

- Phương pháp phân tích ngữ nghĩa tiềm ẩn:
 - LDA (Latent Dirichlet Allocation)

α is the parameter of the Dirichlet prior on the per-document topic distributions,

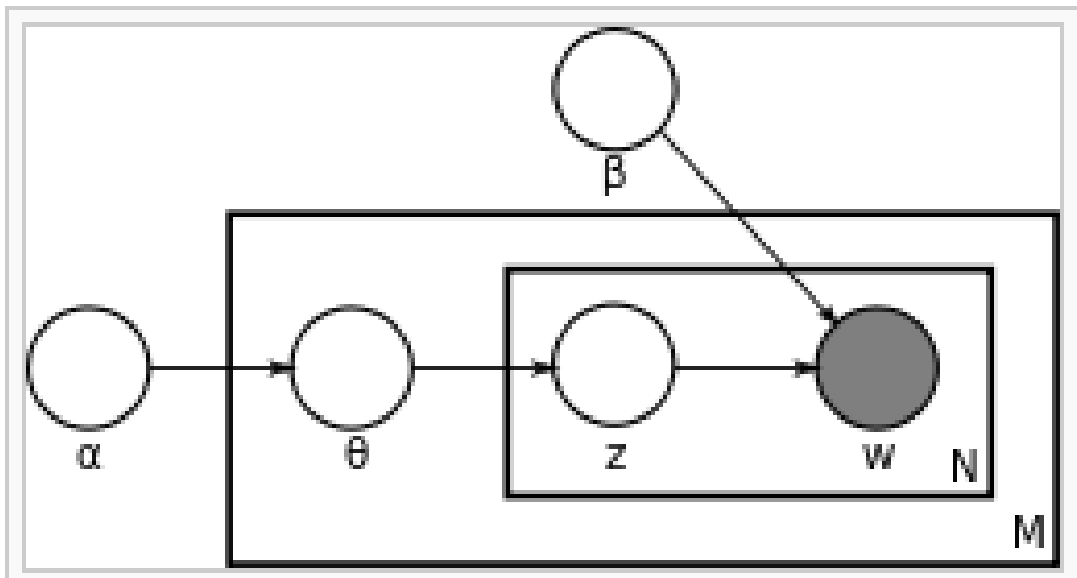
β is the parameter of the Dirichlet prior on the per-topic word distribution,

θ_i is the topic distribution for document i ,

φ_k is the word distribution for topic k ,

z_{ij} is the topic for the j th word in document i ,

w_{ij} is the specific word.



Ví dụ đầu ra của LDA

Topic0:	Topic1:	Topic2:	Topic3:	Topic4:	Topic5:	Topic6:	Topic7:	Topic8:	Topic9:
cstag	cstag	cstag	cstag	cstag	cstag	cstag	cstag	cstag	cstag
credit	agenttag	agenttag	agenttag	agenttag	agenttag	agenttag	agenttag	agenttag	agenttag
agenttag	credit	credit	credit	credit	interest	credit	interest	credit	credit
interest	interest	interest	interest	interest	credit	interest	credit	interest	interest
pay	pay	time	pay	payment	pay	pay	pay	pay	time
time	low	payment	time	pay	time	payment	payment	time	low
payment	rate	pay	low	time	low	time	time	low	payment
low	time	rate	payment	low	payment	low	rate	payment	rate
rate	payment	low	rate	rate	rate	use	low	use	pay
use	charg	use	use	use	use	rate	use	rate	use

Học máy xác định từ đồng nghĩa

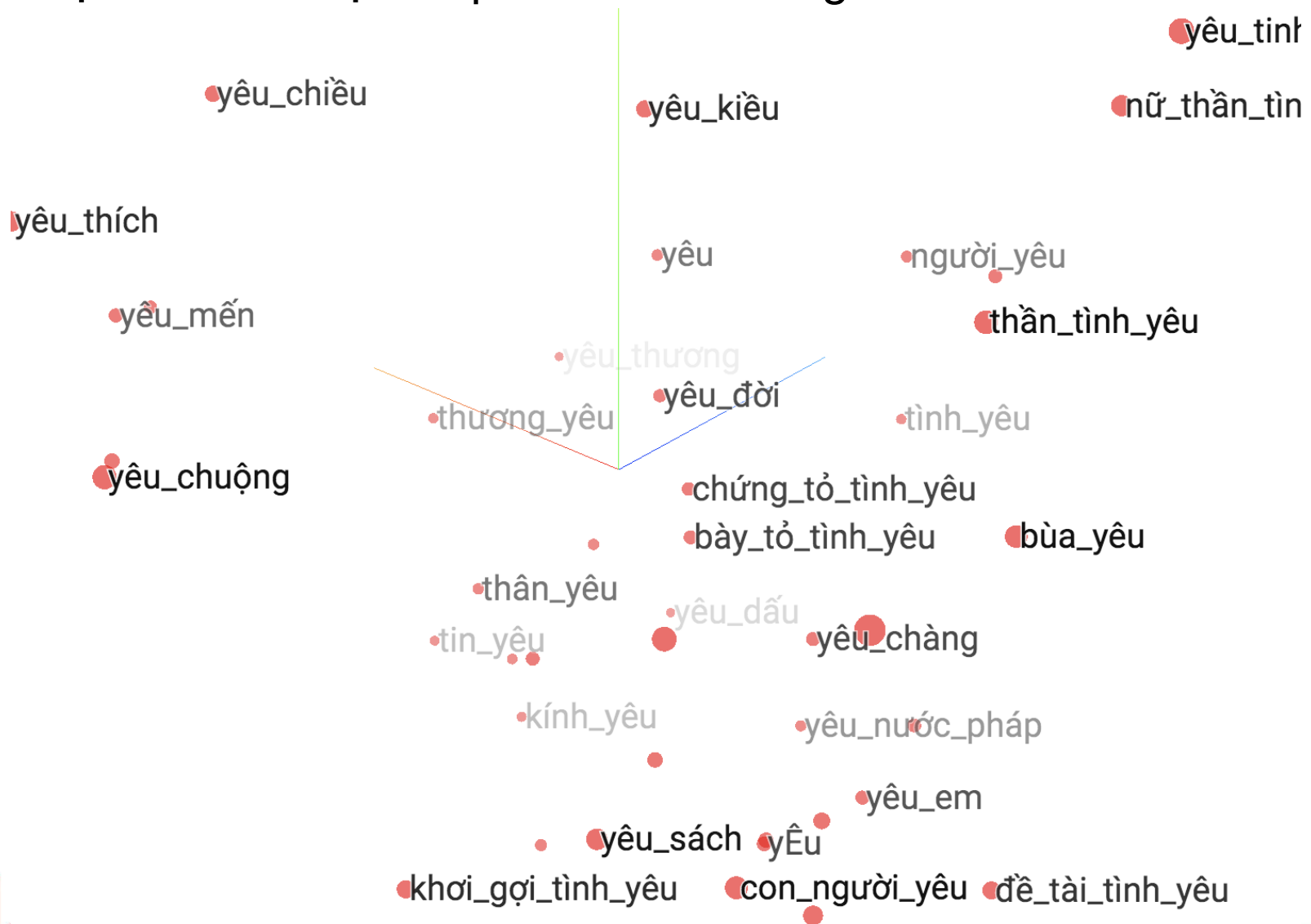
- **Word embedding:** các kỹ thuật học mô hình ngôn ngữ và học đặc trưng với mỗi từ/cụm từ được biểu diễn bởi 1 vector các số thực trong không gian từ vựng
- Nhắc lại các phương pháp biểu diễn trước thời Word embedding:
 - One-hot encoding
 - Co-occurrence matrix

One-hot encoding

- Tập dữ liệu:
 - Tôi đang đi tìm một_nửa của mình
 - Tôi đã ăn một_nửa quả táo
 - Tôi đã đi tìm một_nửa quả táo
- Từ điển $V = \{ \text{tôi}_1, \text{đang}_2, \text{đi}_3, \text{tìm}_4, \text{một-nửa}_5, \text{của}_6, \text{mình}_7, \text{đã}_8, \text{ăn}_9, \text{quả}_{10}, \text{táo}_{11} \}$
- Biểu diễn từ
 - Tôi = [1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0]
 - đang = [0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0]
 - ...
 - mình = [0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0]
 - táo = [0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1]
- Nhược: tốn tài nguyên, không thể hiện được liên hệ ngữ nghĩa giữa các từ

Co-occurrence matrix

- “Bạn sẽ hiểu một từ qua các từ đi cùng với nó”



Co-occurrence matrix

Tôi đang đi tìm một_nửa của mình
Tôi đã ăn một_nửa quả táo
Tôi đã đi tìm một_nửa quả táo

- Mức **văn bản** cho thông tin chung về các chủ đề hướng tới các phương pháp LSA
- Mức **cửa sổ từ** cho thông tin về cả chức năng **cú pháp** của từ và **ngữ nghĩa**.

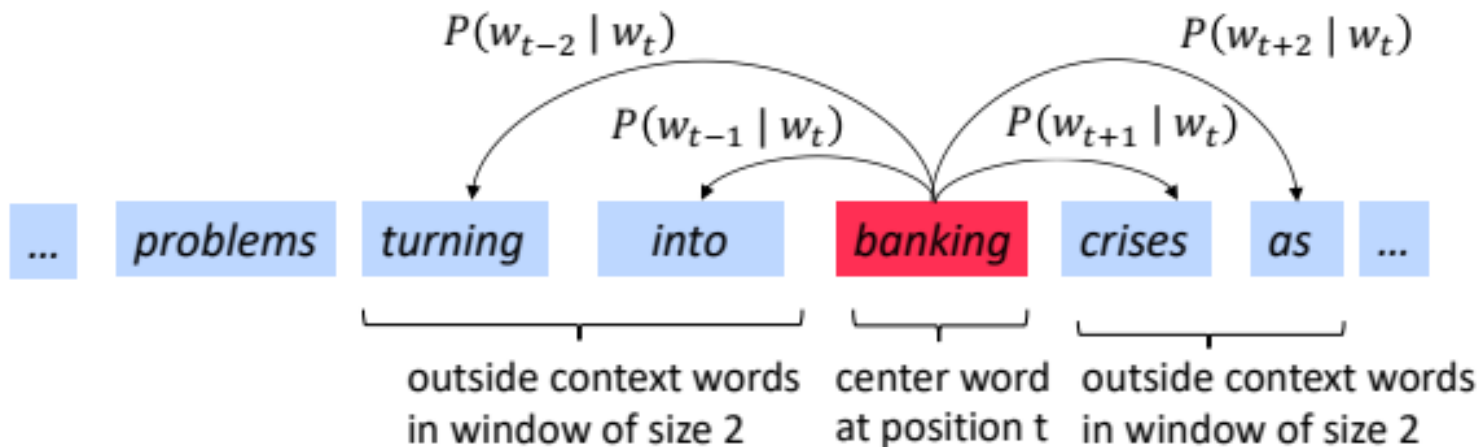
Counts	tôi	đang	đi	tìm	một_nửa	của	mình	đã	ăn	quả	táo
tôi	0	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0
đang	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
đi	0	1	0	2	0	0	0	1	0	0	0
tìm	0	0	2	0	2	0	0	0	0	0	0
một_nửa	0	0	0	2	0	1	0	0	1	2	0
của	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0
mình	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
đã	2	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
ăn	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0
quả	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	2
táo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0

Co-occurrence matrix

- Ghi nhận được thông tin đồng xuất hiện của các từ trong dữ liệu học
- Vấn đề :
 - Chiều của vector tăng theo kích thước từ điển.
 - Cần không gian nhớ lớn để lưu thông tin.
 - Các mô hình phân loại sau đó dựa trên cách biểu diễn này sẽ gặp phải vấn đề biểu diễn thưa (sparsity issues).
- Giải quyết: Singular Value Decomposition

Word embedding

- Thay vì lưu thông tin xuất hiện của các từ bằng cách đếm trực tiếp như **ma trận đồng xuất hiện**, word2vec học để đoán từ lân cận của tất cả các từ.
- Phương pháp:
 - Đoán các từ lân cận trong cửa sổ m của mỗi từ:
 - Với mỗi từ $t = 1 \dots T$, đoán các từ trong cửa sổ bán kính m của tất cả các từ



Hàm mục tiêu

For each position $t = 1, \dots, T$, predict context words within a window of fixed size m , given center word w_j .

$$\text{Likelihood} = L(\theta) = \prod_{t=1}^T \prod_{\substack{-m \leq j \leq m \\ j \neq 0}} P(w_{t+j} | w_t; \theta)$$

θ is all variables
to be optimized

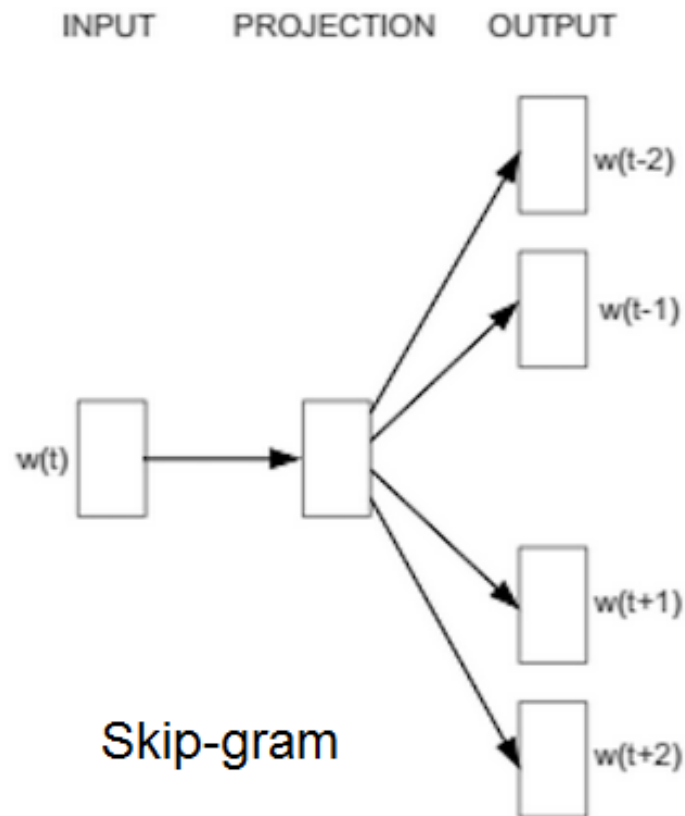
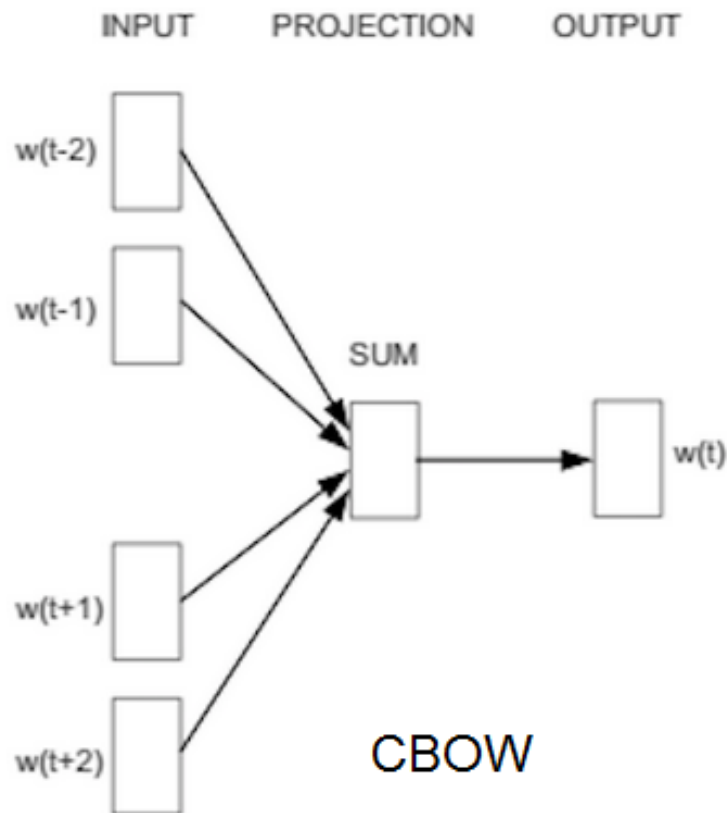
sometimes called *cost* or *loss* function

The **objective function** $J(\theta)$ is the (average) negative log likelihood:

$$J(\theta) = -\frac{1}{T} \log L(\theta) = -\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{\substack{-m \leq j \leq m \\ j \neq 0}} \log P(w_{t+j} | w_t; \theta)$$

Hàm giá (loss/cost function)

Word embedding



CBOW:

- Cho các từ ngữ cảnh
- Đoán xác suất của một từ đích

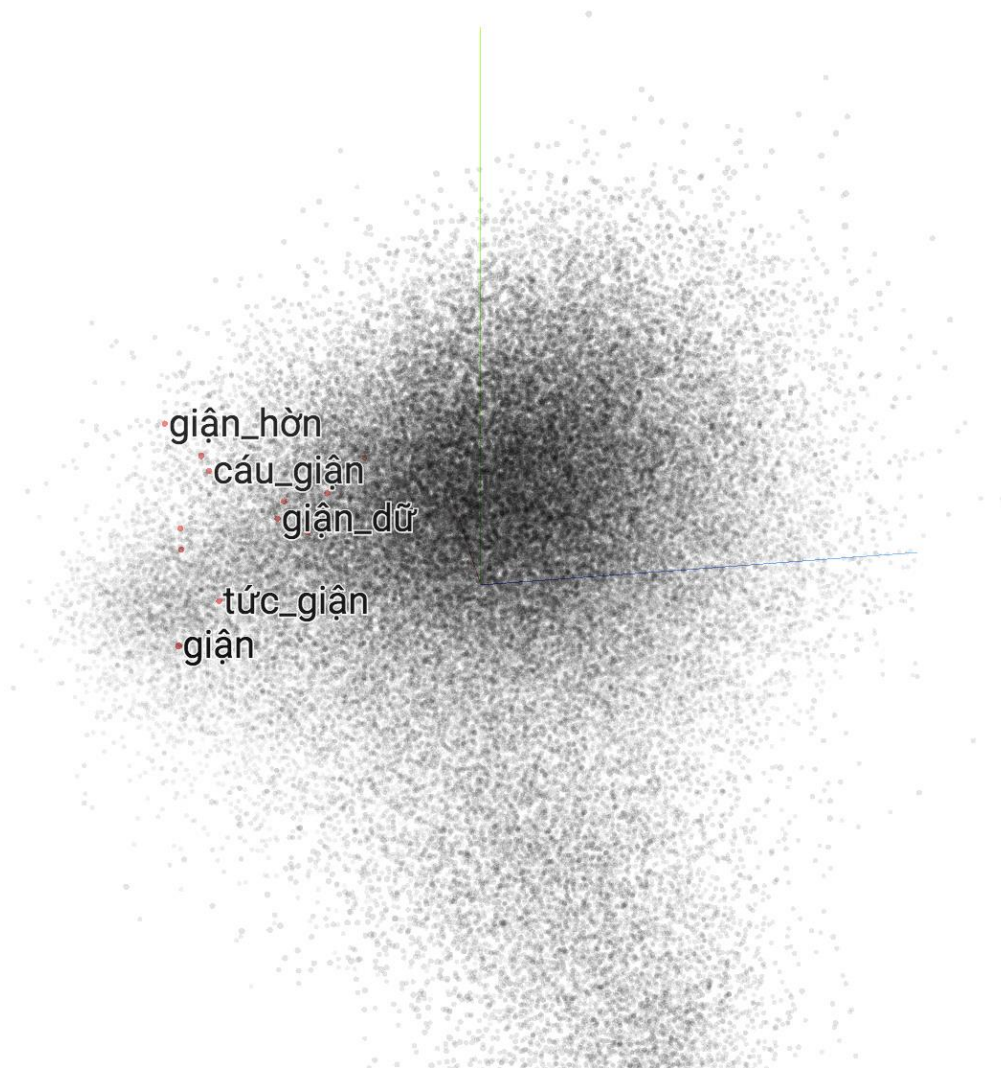
Skip-gram:

- Cho từ đích
- Đoán xác suất của các từ ngữ cảnh

Word embedding

- Các phiên bản:
 - Gensim: đầu vào là các từ. Tốt hơn Fasttext ở khía cạnh ngữ nghĩa
 - Fasttext: quan tâm đến cấu trúc từ → tách từ thành các âm tiết. Tốt hơn gensim ở khía cạnh cú pháp
- Nhược điểm:
 - Không thể hiện được sự đại diện theo ngữ cảnh cụ thể của từ trong từng lĩnh vực hay văn cảnh cụ thể
→ BERT

word2vecVN



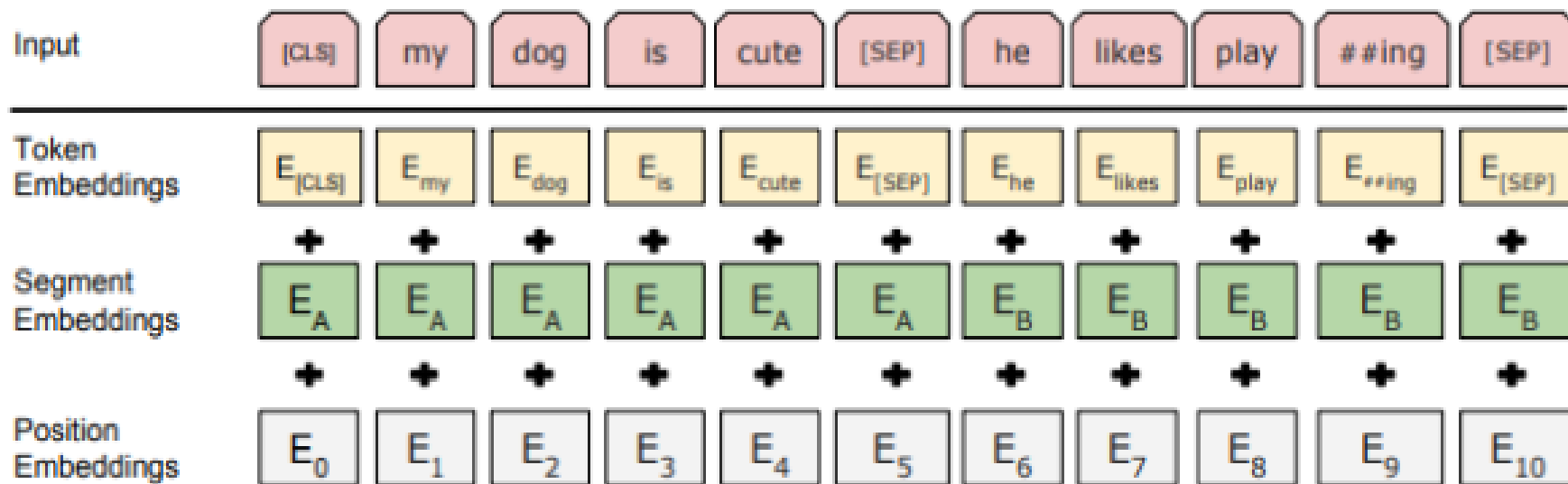
Search	by
giận	.* label
13 matches.	
tức_giận	
giận	
giận_dữ	
nổi_giận	
nóng_giận	
giận_dối	
giận_hờn	
cấu_giận	
chọc_giận	
hờn_giận	
hả_giận	
căm_giận	
oán_giận	

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

- Bert là mô hình biểu diễn ngôn ngữ của Google, sử dụng pre-training and fine-tuning để tạo ra các mô hình hiện đại cho nhiều tác vụ: Question Answering, sentiment analysis,.....
- BERT huấn luyện thông qua ngữ cảnh 2 chiều của Transformer

BERT

- Input: 1 câu hoặc 1 cặp câu (ví dụ: [Câu hỏi, câu trả lời])

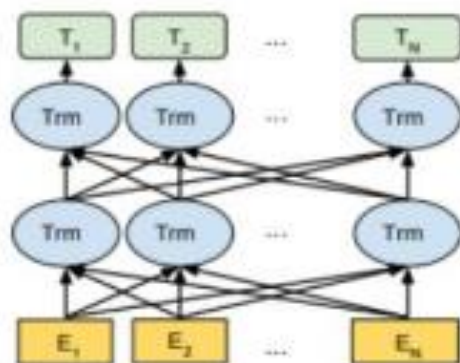


BERT

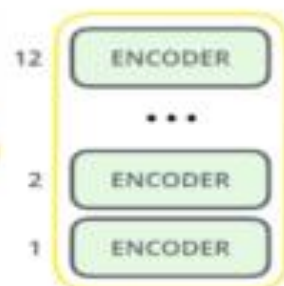
- **Positional embeddings:** vị trí token trong câu, tối đa 512 tokens.
- **Token embeddings:** các token của chuỗi đầu vào. Token đầu tiên là [CLS]. Token kết thúc câu là [SEP]. Trong task phân loại, đầu ra của Transformer (hidden state cuối cùng) ứng với token này là giá trị phân loại.
- **Segment embeddings:** phân biệt 2 câu trong trường hợp đầu vào là cặp câu, câu A là các giá trị 0, câu B là các giá trị 1.

Kiến trúc BERT

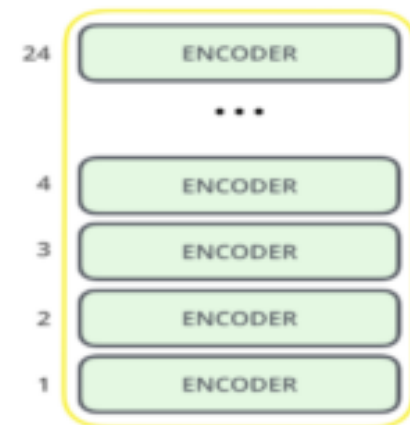
- BERT sử dụng bộ mã hóa Transformer 2 chiều nhiều lớp. Lớp self-attention thực thi self-attention theo cả 2 hướng
- Google công bố 2 dạng của mô hình:
 - BERT Base: 12 layers (transformer blocks), 12 attention heads, 110M parameters
 - BERT Large: 24 layers (transformer blocks), 16 attention heads, 340M parameters



BERT Architecture



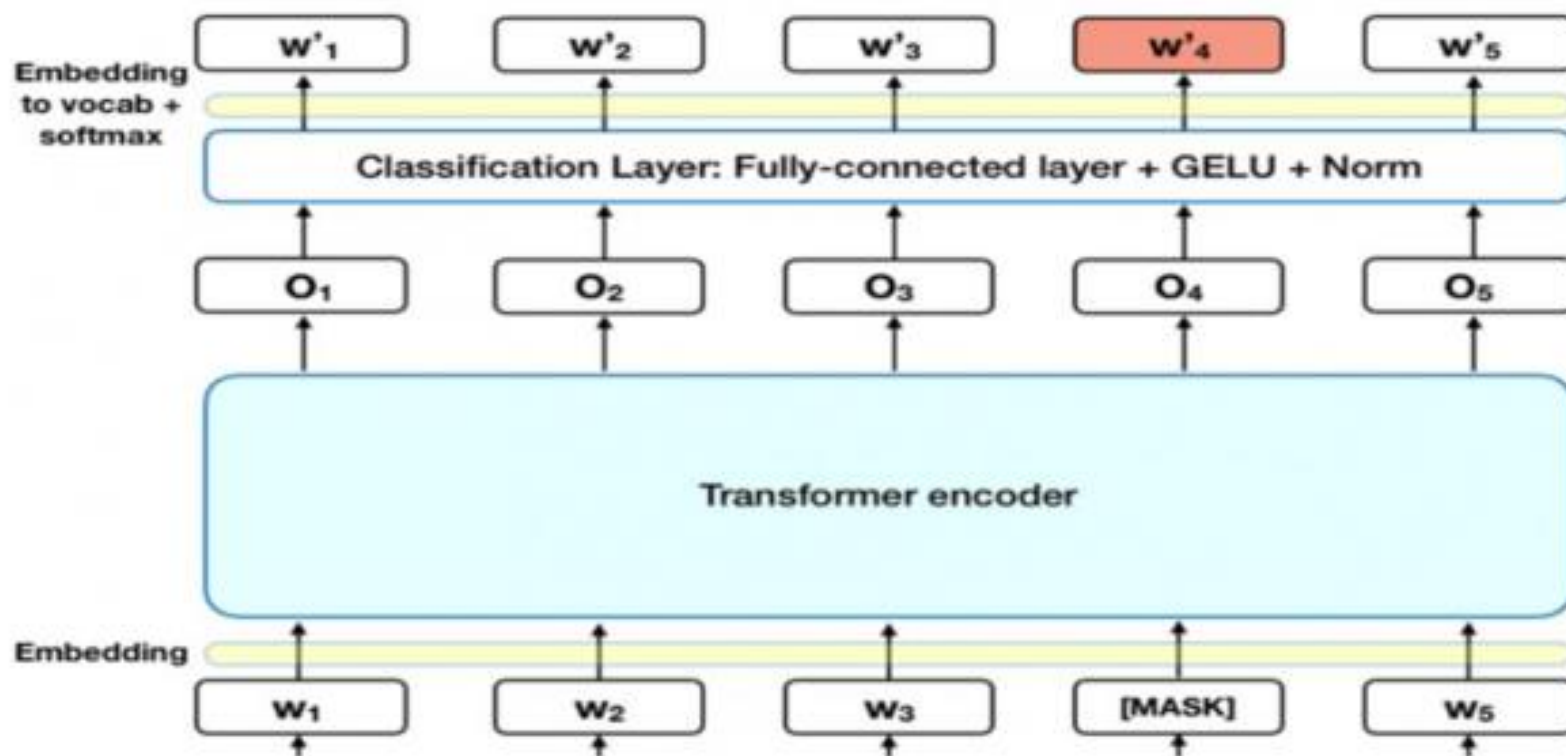
BERT_{BASE}



BERT_{LARGE}

Huấn luyện BERT

- BERT được pre-training sử dụng 2 tác vụ dự đoán không giám sát
 - **Masked Language Modeling (MLM)**



Huấn luyện BERT

- **Next Sentence Prediction (NSP)**

- BERT sử dụng các cặp câu làm dữ liệu train. Ví dụ: sử dụng bộ dữ liệu 100.000 câu để pre-training 1 mô hình ngôn ngữ => có 50.000 mẫu train (cặp câu) làm dữ liệu train
- Với 50% các cặp, câu thứ 2 sẽ là câu tiếp theo cho câu thứ nhất. Các nhãn này ký hiệu là “IsNext”
- Với 50% còn lại, câu thứ 2 sẽ là một câu ngẫu nhiên từ bộ dữ liệu. Các nhãn này ký hiệu là “notNext”
- **Note:** Khi train mô hình BERT thì MLM và NSP được train cùng nhau để giảm thiểu lỗi

BERT

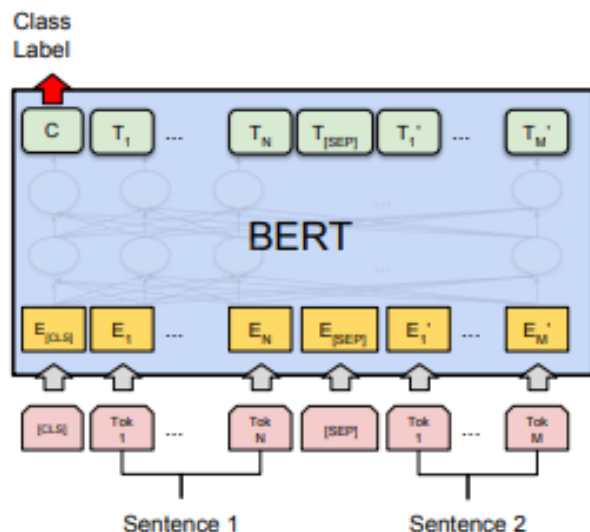
Input: [CLS] người đàn_ông làm [MASK] tại cửa_hàng [SEP] anh_ta rất [MASK] và thân_thiện [SEP]

Label: isNext

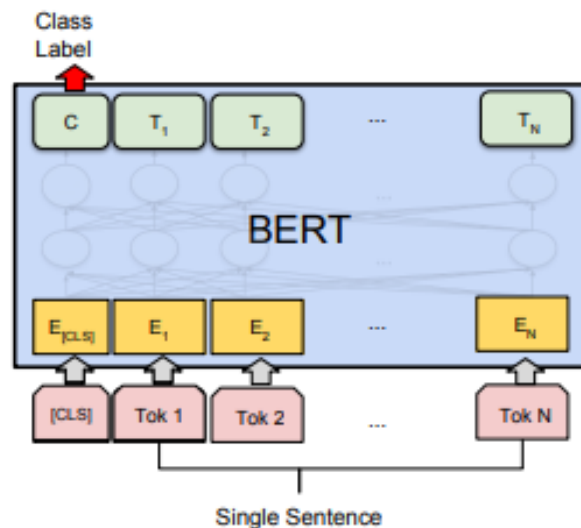
Input: [CLS] người đàn_ông làm [MASK] tại cửa_hàng [SEP] cô_ta đang cầm súng [SEP]

Label: notNext

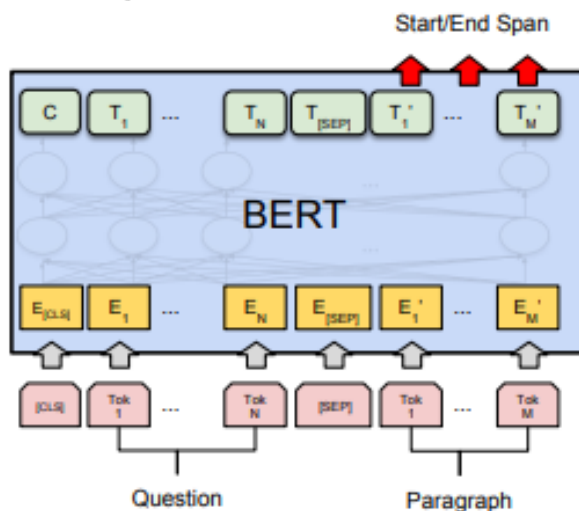
Một số mô hình sử dụng BERT



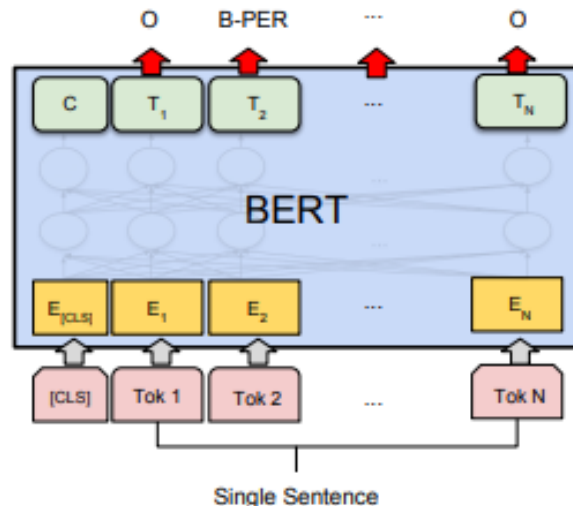
(a) Sentence Pair Classification Tasks:
MNLI, QQP, QNLI, STS-B, MRPC,
RTE, SWAG



(b) Single Sentence Classification Tasks:
SST-2, CoLA



(c) Question Answering Tasks:
SQuAD v1.1



(d) Single Sentence Tagging Tasks:
CoNLL-2003 NER

WSD và IR

- IR (Information Retrieval) : tìm kiếm thông tin
- Motivation
 - Đồng âm = Bank (ngân hàng, sông)
 - Đa nghĩa = Bat ((câu lạc bộ chơi cricket), (cây vợt nhỏ có tay cầm dài để chơi bóng))
 - Đồng nghĩa = doctor, doc, physician, MD, medico
- Những vấn đề trên ảnh hưởng đến IR như thế nào?
 - Đồng âm và đa nghĩa có xu hướng giảm độ chính xác
 - Đồng nghĩa: giảm độ phủ

2 ứng dụng của WSD trong IR

- Tìm kiếm dựa trên câu truy vấn (Voorhees, 1998):
 - Sử dụng WSD để mở rộng câu truy vấn: phân giải nhập nhằng câu query và bổ sung vào các từ có nghĩa rộng hơn.
 - Sử dụng WSD để đánh chỉ số khái niệm: phân giải nhập nhằng tập tài liệu và xây dựng chỉ số cho tập synset thay vì cho tập từ gốc
 - Mô hình không gian vector: tìm độ tương đồng cosin giữa câu truy vấn và mỗi vector tài liệu
- Đánh chỉ số khái niệm
 - Trong các thí nghiệm, vector dựa trên nghĩa thực hiện kém hơn vector dựa trên từ gốc
 - Lý do: lỗi phân giải nhập nhằng
 - trong thu thập văn bản, và
 - các câu query ngắn do thiếu nội dung

2 ứng dụng của WSD trong IR

- Mở rộng query
 - Không khả quan
 - Nhưng, phân giải nhập nhằng và mở rộng truy vấn thủ công đem lại kết quả tốt
- Ví dụ:
 - *furniture*: table, chair, board, refectory(specialisations)
 - “Chỉ có một vài từ vựng liên quan là có ích trong việc mở rộng câu truy vấn, vì đường dẫn lớp cha giữa các từ trong WordNet không phải lúc nào cũng đem lại 1 mở rộng truy vấn 1 cách hữu ích”

Độ chính xác của WSD và IR

- Tập dữ liệu đánh giá WSD: SensEval và SemCor
- Cách khác để tạo ra dữ liệu gán nhãn: Pseudowords
 - Lấy 2 từ (ngẫu nhiên) có cùng từ loại, và thay thế cả 2 bằng 1 từ nhân tạo. Ví dụ, 'door' và 'banana' có thể thay thế trong tập ngữ liệu bằng từ 'donana'.
 - Độ chính xác của WSD: xác định được mỗi trường hợp của donana cụ thể là 'door' hay 'banana'. (Yarowsky, 1993)
- (Sanderson, 1997) công bố: thêm nhập nhằng vào các query và kết quả ít có ảnh hưởng đến độ chính xác của việc tìm kiếm so với ảnh hưởng của lỗi phân giải nhập nhằng trong tập kết quả
 - chỉ có lỗi phân giải nhập nhằng mức thấp ($< 10\%$) mới tốt hơn phiên bản IR đơn giản dựa trên từ gốc.

Độ chính xác của WSD và IR

- Tại sao đa nghĩa/đồng âm không phải vấn đề lớn như ta nghĩ:
 - Tác động của sự đồng xuất hiện từ truy vấn: các từ trong câu truy vấn tự nó đã phân giải nhập nhằng
 - Sự phân bố ngữ nghĩa: áp dụng cho các miền ứng dụng cụ thể

Độ chính xác của WSD và IR

- Từ đồng nghĩa có ảnh hưởng lớn hơn:
 - Gonzalo et al. (1998; 1999): sử dụng SemCor (tập ngữ liệu Brown với các thẻ nghĩa của WordNet) cho thấy nếu phân giải nhập nhằng có độ cx = 100%
 - Đánh chỉ số nghĩa (vd synset number) có độ cx IR = 62%
 - Đánh chỉ số nghĩa của từ (vd canine1) có độ cx IR = 53.2%
 - Đánh chỉ số từ gốc có độ cx IR = 48%
 - Gonzalo et al. cho thấy độ cx tối thiểu 90% với WSD cho IR là quá cao. Gần 60% từ giả không hoạt động giống như từ có nhập nhằng thật.

Bài tập

1. Tìm kiếm 1 mã nguồn/thư viện LDA trên github, cài đặt và chạy thử với 1 tập ngữ liệu tiếng Anh:
 - Đặt số topic là 10. In ra màn hình các từ khóa đại diện cho từng topic.
2. Tìm kiếm 1 mã nguồn/thư viện word2vec cho tiếng Việt trên github, cài đặt và chạy thử:
 - Tìm từ đồng nghĩa với một số từ cho trước
 - Đo độ tương đồng giữa 2 câu tiếng Việt