

# Gán nhãn từ loại

Lê Thanh Hương Bộ môn Hệ thống Thông tin Viện CNTT &TT – Trường ĐHBKHN

Email: huonglt@soict.hust.edu.vn

## Định nghĩa

- Gán nhãn từ loại (Part of Speech tagging POS tagging): mỗi từ trong câu được gán nhân thẻ từ loại tương ứng của nó
  - Vào : 1 đoạn văn bản đã tách từ + tập nhãn
  - · Ra: cách gán nhãn chính xác nhất

Ví dụ 1 Ví dụ 2 Ví dụ 3 Ví dụ 4 Ví dụ 5

Gán nhãn làm cho việc phân tích văn bản dễ dàng

# Tại sao cần gán nhãn?

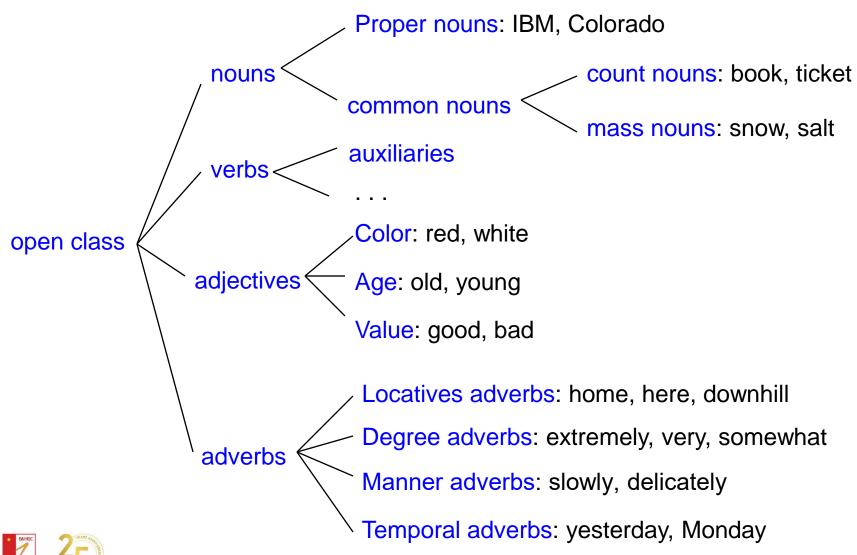
- Dễ thực hiện: có thể thực hiện bằng nhiều phương pháp khác nhau
  - Các phương pháp sử dụng ngữ cảnh có thể đem lại kết quả tốt
  - Mặc dù nên thực hiện bằng phân tích văn bản
- Các ứng dụng:
  - Text-to-speech: record N: ['reko:d], V: [ri'ko:d]; lead N [led], V: [li:d]
  - Tiền xử lý cho PTCP. PTCP thực hiện việc gán nhãn tốt hơn nhưng đắt hơn
  - Nhận dạng tiếng nói, PTCP, tìm kiếm, v.v...
- Dễ đánh giá (có bao nhiêu thẻ được gán nhãn đúng?)

## Tập từ loại tiếng Anh

- Lớp đóng (các từ chức năng): số lượng cố định
  - Giới từ (Prepositions): on, under, over,...
  - Tiểu từ (Particles): abroad, about, around, before, in, instead, since, without,...
  - Mạo từ (Articles): a, an, the
  - Liên từ (Conjunctions): and, or, but, that,...
  - Đại từ (Pronouns): you, me, I, your, what, who,...
  - Trợ động từ (Auxiliary verbs): can, will, may, should,...
- Lớp mở: có thể có thêm từ mới



## Lớp từ mở trong tiếng Anh





## Tập nhãn cho tiếng Anh

- tập ngữ liệu Brown: 87 nhãn
- 3 tập thường được sử dụng:
  - Nhỏ: 45 nhãn Penn treebank (slide sau)
  - > Trung bình: 61 nhãn, British national corpus
  - Lớn: 146 nhãn, C7



Tag	Description	Example	Tag	Description	Example
CC	Coordin. Conjunction	and, but, or	SYM	Symbol	+,%,&
CD	Cardinal number	one, two, three	ТО	"to"	to
DT	Determiner	a, the	UH	Interjection	ah, oops
EX	Existential 'there'	there	VB	Verb, base form	eat
FW	Foreign word	mea culpa	VBD	Verb, past tense	ate
IN	Preposition/sub-conj	of, in, by	VBG	Verb, gerund	eating
JJ	Adjective	yellow	VBN	Verb, past participle	eaten
JJR	Adj., comparative	bigger	VBP	Verb, non-3sg pres	eat
JJS	Adj., superlative	wildest	VBZ	Verb, 3sg pres	eats
LS	List item marker	1, 2, One	WDT	Wh-determiner	which, that
MD	Modal	can, should	WP	Wh-pronoun	what, who
NN	Noun, sing. or mass	llama	WP\$	Possessive wh-	whose
NNS	Noun, plural	llamas	WRB	Wh-adverb	how, where
NNP	Proper noun, singular	IBM	\$	Dollar sign	\$
NNPS	Proper noun, plural	Carolinas	#	Pound sign	#
PDT	Predeterminer	all, both	44	Left quote	(' or ")
POS	Possessive ending	'S	,,	Right quote	(' or ")
PP	Personal pronoun	I, you, he	(	Left parenthesis	$([,(,\{,<)$
PP\$	Possessive pronoun	your, one's	)	Right parenthesis	$(],),\},>)$
RB	Adverb	quickly, never	,	Comma	,
RBR	Adverb, comparative	faster	.	Sentence-final punc	(.!?)
RBS	Adverb, superlative	fastest	:	Mid-sentence punc	(:;)
RP	Particle	up, off			

Tag	Description	Example	Tag	Description	Example		
CC	Coordin. Conjunction	and, but, or	SYM	Symbol	+,%,&		
CD	Cardinal number	one, two, three	ТО	"to"	to		
DT	Determiner	a, the	UH	Interjection	ah, oops		
EX	Existential 'there'	there	VB	Verb, base form	eat		
FW	Foreign word	mea culpa	VBD	Verb, past tense	ate		
IN	Preposition/sub-conj	of, in, by	VBG	Verb, gerund	eating		
JJ	Adjective	yellow	VBN	Verb, past participle	eaten		
JJR	Adj., comparative	bigger	VBP	Verb, non-3sg pres	eat		
JJS	Adj., superlative	wildest	VBZ	Verb, 3sg pres	eats		
LS	List item marker	1, 2, One	WDT	Wh-determiner	which, that		
MD	Modal	can, should	WP	Wh-pronoun	what, who		
NN	Noun, sing. or mass	llama	WP\$	Possessive wh-	whose		
NNS	Noun, plural	llamas	WRB	Wh-adverb	how, where		
NNP	Proper noun, singular	<i>IBM</i>	\$	Dollar sign	\$		
NNPS	Proper noun, plural	Carolinas	#	Pound sign	#		
PDT	Predeterminer	all, both	66	Left quote	(' or ")		
POS	Possessive ending	'S	,,	Right quote	(' or ")		
PP	Personal pronoun	I, you, he	(	Left parenthesis	$([,(,\{,<)$		
PP\$	Possessive pronoun	your, one's	)	Right parenthesis	$(],),\},>)$		
RB	Adverb   know	that blocks t	he su	ın.			
RBR	Adverb co				ote oarly		
RBS	Adverb, su He always books the violin concert tickets early.						
RP	Particle He says that book is interesting.						

## Penn Treebank – ví dụ

 The grand jury commented on a number of other topics.

⇒ The/DT grand/JJ jury/NN commented/VBD on/IN a/DT number/NN of/IN other/JJ topics/NNS ./.



# Khó khăn trong gán nhãn từ loại?

... là xử lý nhập nhằng



## Các phương pháp gán nhãn từ loại

 Dựa trên xác suất: dựa trên xác suất lớn nhất, dựa trên mô hình Markov ẩn (hidden markov model – HMM)

Pr (Det-N) > Pr (Det-Det)

Dựa trên luật

If <mẫu>

Then ... <gán nhãn thẻ từ loại>



## Các cách tiếp cận

- Sử dụng HMM: "Sử dụng tất cả thông tin đã có và đoán"
- Dựa trên ràng buộc ngữ pháp: "không đoán, chỉ loại trừ những khả năng sai"
- Dựa trên chuyển đổi: "Đoán trước, sau đó có thể thay đổi"

## Gán nhãn dựa trên xác suất

Cho câu hoặc 1 xâu các từ, gán nhãn từ loại thường xảy ra nhất cho các từ trong xâu đó.

#### Cách thực hiện:

Hidden Markov model (HMM):

Chọn thẻ từ loại làm tối đa xác suất:

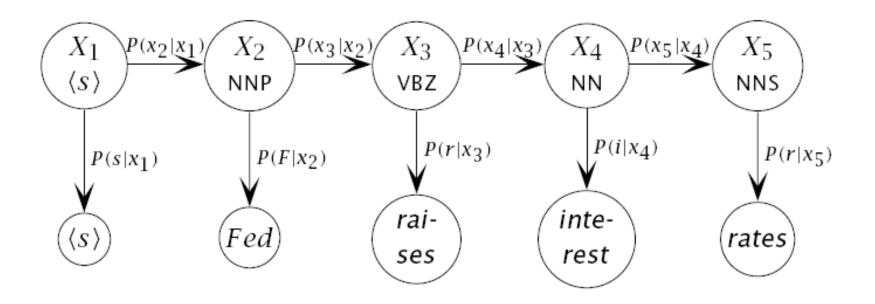
P(từ|từ loại)•P(từ loại| n từ loại phía trước)

The/DT grand/JJ jury/NN commented/VBD on/IN a/DT number/NN of/IN other/JJ topics/NNS ./.



VIỆN CÔNG NGHỆ TƯỚNG TIN VÀ TRUYỀN THỐNG

## Ví dụ -HMMs



Thực hiện học có giám sát, sau đó suy diễn đế xác định thẻ từ loại



#### Gán nhãn HMM

• Công thức Bigram HMM: chọn  $t_i$  cho  $w_i$  có nhiều khả năng nhất khi biết  $t_{i-1}$  và  $w_i$ :

$$t_i = \operatorname{argmax}_j P(t_j | t_{i-1}, w_i)$$
 (1)

 Giả thiết đơn giản hóa HMM: vấn đề gán nhãn có thể giải quyết bằng cách dựa trên các từ và thẻ từ loại bên cạnh nó

$$t_{i} = \operatorname{argmax}_{j} P(t_{j} \mid t_{i-1}) P(w_{i} \mid t_{j}) \qquad (2)$$

$$xs \text{ chuỗi thẻ} \qquad xs \text{ từ thường xuất hiện với thẻ tj} \qquad (các thẻ đồng xuất hiện)}$$



## Ví dụ

- Secretariat/NNP is/VBZ expected/VBN to/TO race/VB tomorrow/NN
- People/NNS continue/VBP to/TO inquire/VB the/DT reason/NN for/IN the/DT race/NN for/IN outer/JJ space/NN
- Không thể đánh giá bằng cách chỉ đếm từ trong tập ngữ liệu (và chuẩn hóa)
- Muốn 1 động từ theo sau TO nhiều hơn 1 danh từ (to race, to walk). Nhưng 1 danh từ cũng có thể theo sau TO (run to school)



# Giả sử chúng ta có tất cả các từ loại trừ từ race

- Chỉ nhìn vào từ đứng trước(bigram): to/TO race/??? NN or VB? the/DT race/???
- Áp dụng (2):  $t_i = \operatorname{argmax}_j P(t_j \mid t_{i-1}) P(w_i \mid t_j)$
- Chọn thẻ có xác suất lớn hơn giữa 2 xác suất:
   P(VB|TO)P(race|VB) hoặc P(NN|TO)P(race|NN)

xác suất của 1 từ là race khi biết từ loại là VB.



### Tính xác suất

#### Xét P(VB|TO) và P(NN|TO)

Từ tập ngữ liệu Brown
 P(NN|TO)= .021
 P(VB|TO)= .340

```
P(\text{race}|\text{NN}) = 0.00041
P(\text{race}|\text{VB}) = 0.00003
```

- P(VB|TO)P(race|VB) = 0.00001
- P(NN|TO) P(race|NN) = 0.000007
- race cần phải là động từ nếu đi sau "TO"



Bài tập 
$$t_i = \operatorname{argmax}_j P(t_j \mid t_{i-1}) P(w_i \mid t_j)$$

- I know that blocks the sun.
- He always books the violin concert tickets early.
- He says that book is interesting.
- I/PP know/VBP that/WDT blocks/NNS block/VBP the/DT sun/NN.
- I/PP know/VBP that/WDT blocks/VBZ the/DT sun/NN.
- He/PP always/RB books/VBZ the/DT violin/NN concert/NN tickets/NNS early/RB.
- He/PP says/VBZ that/WDT book/NN is/VBZ interesting/JJ.
- I know that block blocks the sun.
- I/PP know/VBP that/DT block/NN blocks/NNS?VBZ? the/DT
   Sun/NN.
- PPKnow/VBP that/WDT block/NN blocks/VBZ the/DT sun/NN.19

## Mô hình đầy đủ

- Chúng ta cần tìm chuỗi thẻ tốt nhất cho toàn xâu
- Cho xâu từ W, cần tính chuỗi từ loại có xác suất lớn nhất

$$T=t_1, t_2, ..., t_n$$
 hoặc,

$$\hat{T} = rg \max_{T \in au} P(T \mid W)$$

$$= rg \max_{T \in au} \frac{P(T)P(W \mid T)}{P(W)}$$
 (nguyên lý Bayes)





## Mở rộng sử dụng luật chuỗi

$$P(A,B) = P(A|B)P(B) = P(B|A)P(A)$$
  
 $P(A,B,C) = P(B,C|A)P(A) = P(C|A,B)P(B|A)P(A)$   
 $= P(A)P(B|A)P(C|A,B)$   
 $P(A,B,C,D...) = P(A)P(B|A)P(C|A,B)P(D|A,B,C..)$ 

$$P(T)P(W \mid T) = \prod_{i=1}^{n} P(w_{i} \mid w_{1}t_{1}...w_{i-1}t_{i-1}t_{i}) P(t_{i} \mid w_{1}t_{1}...w_{i-1}t_{i-1})$$
Prtù



## Giả thiết trigram

Xác suất 1 từ chỉ phụ thuộc vào nhãn của nó

$$P(w_i \mid w_1 t_1 ... t_{i-1} t_i) = P(w_i \mid t_i)$$

 Ta lấy lịch sử nhãn thông qua 2 nhãn gần nhất (trigram: 2 nhãn gần nhất + nhãn hiện tại)

$$P(t_i \mid w_1 t_1 ... t_{i-1}) = P(t_i \mid t_{i-2} t_{i-1})$$



## Thay vào công thức

$$P(T)P(W|T) =$$

$$P(t_1)P(t_2 \mid t_1)\prod_{i=3}^{n} P(t_i \mid t_{i-2}t_{i-1})[\prod_{i=1}^{n} P(w_i \mid t_i)]$$



## Đánh giá xác suất

 Sử dụng quan hệ xác suất từ tập ngữ liệu để đánh giá xác suất:

$$P(t_i \mid t_{i-1}t_{i-2}) = \frac{c(t_{i-2}t_{i-1}t_i)}{c(t_{i-2}t_{i-1})}$$

$$P(w_i \mid t_i) = \frac{c(w_i, t_i)}{c(t_i)}$$



#### Bài toán

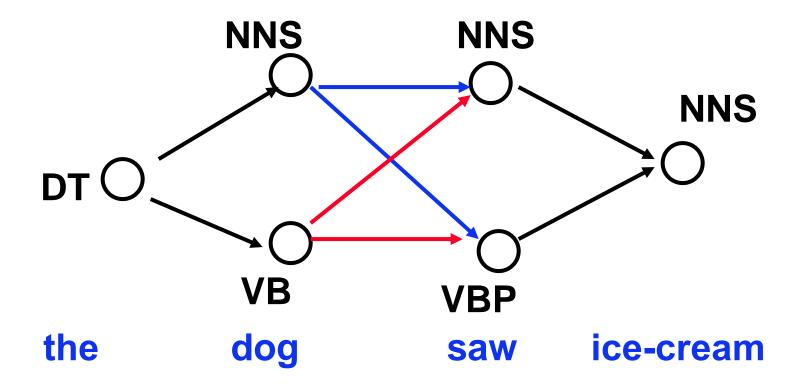
Cần giải quyết

$$\hat{T} = \underset{T \in \tau}{\operatorname{arg\,max}} P(T)P(W \mid T)$$

Bây giờ ta có thể tính được tất cả các tích P(T)P(W|T)



## Ví dụ



Tìm đường đi tốt nhất?



# Cách tìm đường đi có điểm cao nhất

- Sử dụng tìm kiểm kiểu best-first (A\*)
  - 1. Tại mỗi bước, chọn k giá trị tốt nhất  $(\hat{T})$ . Mỗi giá trị trong k giá trị này ứng với 1 khả năng kết hợp nhãn của tất cả các từ
  - 2. Khi gán từ tiếp theo, tính lại xác suất. Quay lại bước 1
- Ưu: nhanh (không cần kiểm tra tất cả các khả năng kết hợp, chỉ k cái tiềm năng nhất)
- Nhược: có thể không trả về kết quả tốt nhất mà chỉ chấp nhận được



## Độ chính xác

- > 96%
- Cách đơn giản nhất? 90%
  - Gán mỗi từ với từ loại thường xuyên nhất của nó
  - Gán từ chưa biết = danh từ
- Người: 97%+/- 3%; nếu có thảo luận: 100%

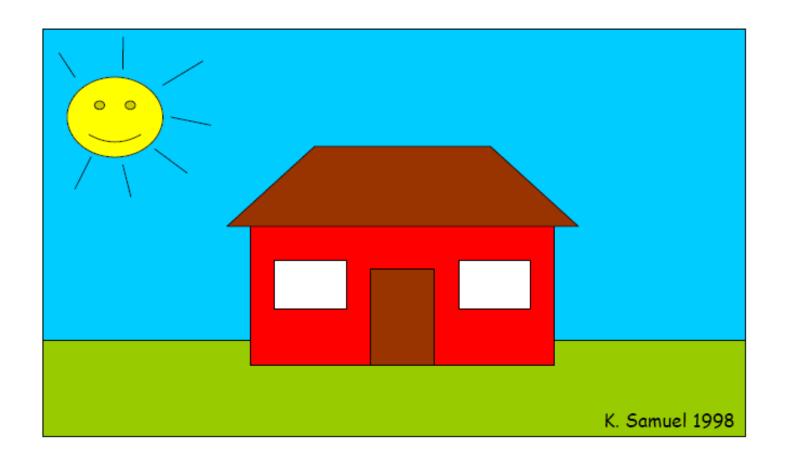


# Cách tiếp cận thứ 2: gán nhãn dựa trên chuyển đổi

#### **Transformation-based Learning (TBL):**

- Kết hợp cách tiếp cận dựa trên luật và cách tiếp cận xác suất: sử dụng học máy để chỉnh lại thẻ thông qua vài lần duyệt
- Gán nhãn sử dụng tập luật tổng quát nhất, sau đó đến tập luật hẹp hơn, thay đổi một số nhãn, và tiếp tục

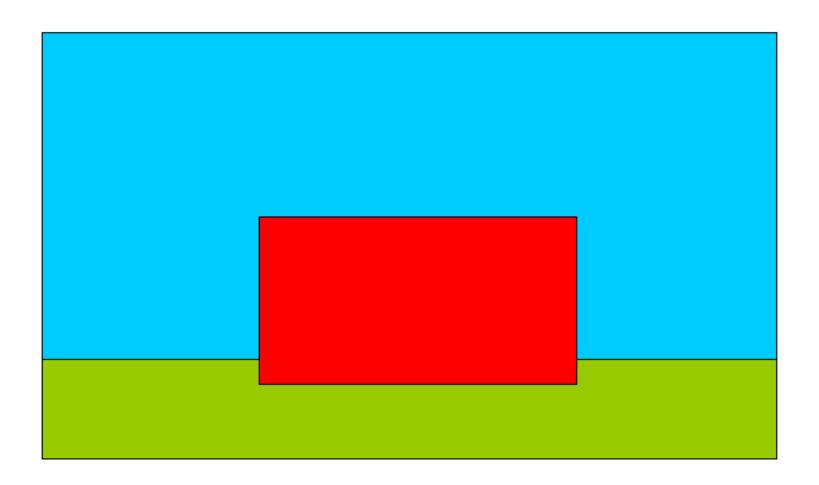




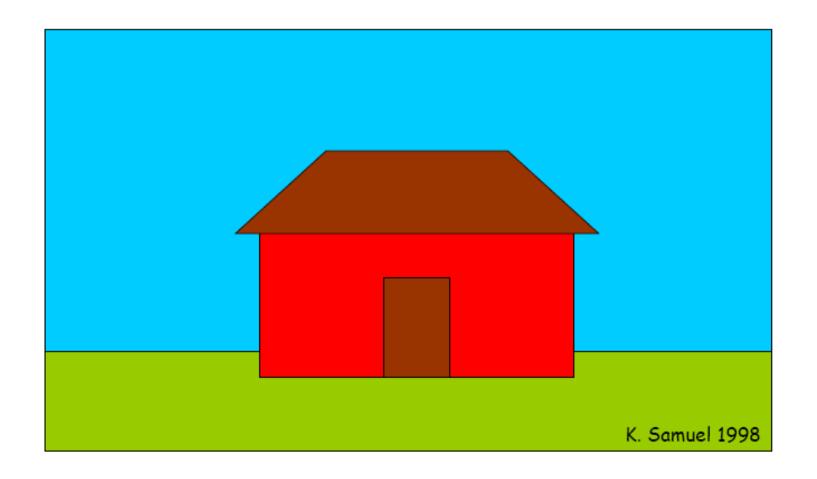




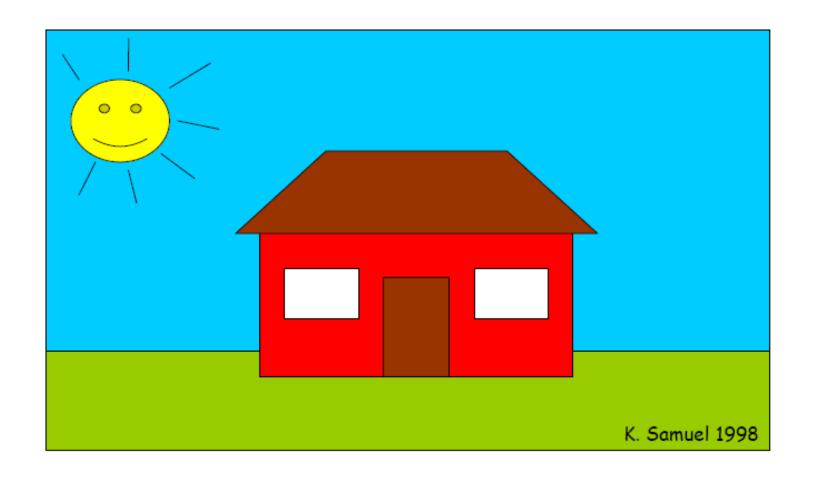














## Ví dụ với TBL

#### lexicon

data:NN

decided: VB

her:PN

she:PN N

table:NN VB

to:TO

#### rules

```
pos:NN>VB <- pos:TO@[-1] o
pos:VB>NN <- pos:DT@[-1] o
```

#### input

```
She decided to table her data

NP VB TO MB PN NN
```



#### Ví dụ với TBL

1. Gán mọi từ với nhãn thường xuất hiện nhất (thường độ chính xác khoảng 90%). Từ tập ngữ liệu Brown:

```
P(NN|race) = 0.98
```

$$P(VB|race) = 0.02$$

- 2. ...expected/VBZ to/ TO race/NN tomorrow/NN ...the/DT race/NN for/TO race/VBpace/NN
- 3. Sử dụng luật chuyển đổi:

Thay NN bằng VB khi thẻ trước đó là TO

pos: 'NN'>'VB' ← pos: 'TO' @[-1] o



#### Luật gán nhãn từ loại

```
pos:'NN'>'VB' <- pos:'TO'@[-1] o
pos: VBP' > VB' < - pos: MD'@[-1, -2, -3] o
pos:'NN' > 'VB' < - pos:'MD'@[-1,-2] o
pos:'VB'>'NN' <- pos:'DT'@[-1,-2] o
pos:'VBD'>'VBN' <- pos:'VBZ'@[-1,-2,-3] o
pos:'VBN'>'VBD' <- pos:'PRP'@[-1] o
pos: 'POS'> 'VBZ' <- pos: 'PRP'@[-1] o
pos: 'VB' > 'VBP' <- pos: 'NNS'@[-1] o
pos: 'IN'> 'RB' <- wd:as@[0] & wd:as@[2] o
pos:'IN'>'WDT' <- pos:'VB'@[1,2] o
pos:'VB'>'VBP' <- pos:'PRP'@[-1] o
pos:'IN'>'WDT' <- pos:'VBZ'@[1] o
```

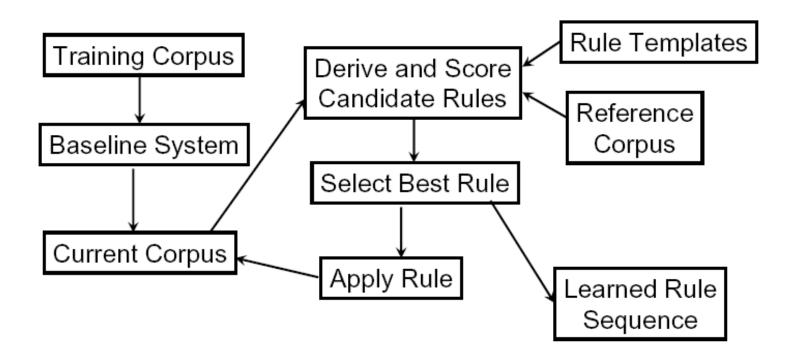


#### Luật gán nhãn từ loại

NN VB PREVTAG TO VB VBP PREVTAG PRP VBD VBN PREV1OR2TAG VBD VBN VBD PREVTAG PRP NN VB PREV1OR2TAG MD VB VBP PREVTAG NNS VB NN PREV1OR2TAG DT VBN VBD PREVTAG NNP VBD VBN PREV1OR2OR3TAG VBZ IN DT PREVTAG IN VBP VB PREV1OR2OR3TAG MD IN RB WDAND2AFT as as VBD VBN PREV1OR2TAG VB RB JJ NEXTTAG NN VBP VB PREV1OR2OR3TAG TO POS VBZ PREVTAG PRP NN VBP PREVTAG PRP DT PDT NEXTTAG DT



#### Học luật TB trong hệ thống TBL



Stop when score of best rule falls below threshold.



#### Các tập ngữ liệu

- Tập huấn luyện
   w0 w1 w2 w3 w4 w5 w6 w7 w8 w9 w10
- Tập ngữ liệu hiện tại (CC 1)
   dt vb nn dt vb kn dt vb ab dt vb
- Tập ngữ liệu tham khảo
   dt nn vb dt nn kn dt jj kn dt nn



## Khuôn dạng cho luật gán nhãn từ loại

- Trong TBL, chỉ các luật thỏa khuôn dạng mới được học.
- Ví dụ: các luật

```
tag:'VB'>'NN' \leftarrow tag:'DT'@[-1].
```

tag:'NN'>'VB'  $\leftarrow$  tag:'DT'@[-1].

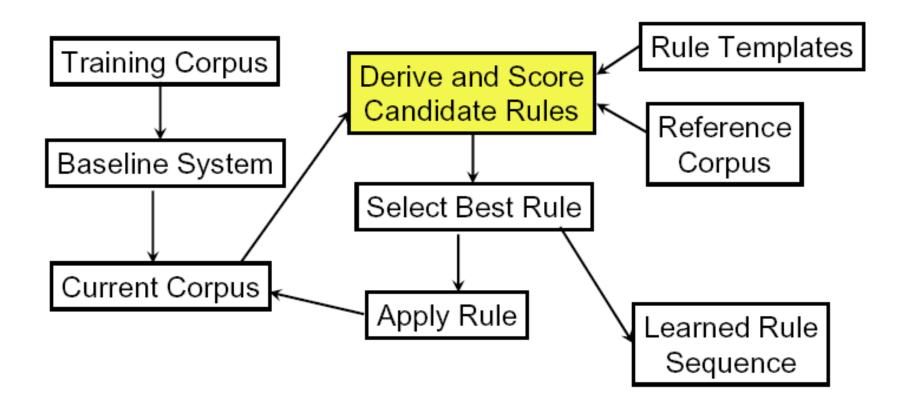
thỏa khuôn dạng

$$tag:A>B \leftarrow tag:C@[-1].$$

 Có thể tạo khuôn dạng sử dụng các biến vô danh tag:\_>\_ ← tag:\_@[-1].



#### Học luật TB trong hệ thống TBL





#### Điểm, độ chính xác, ngưỡng

• Điểm của 1 luật:

$$score(R) = |pos(R)| - |neg(R)|$$

Độ chính xác:

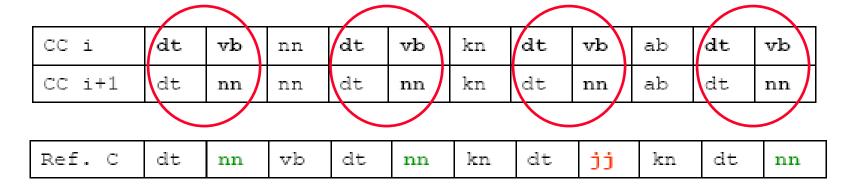
$$accuracy(R) = \frac{|pos(R)|}{|pos(R)| + |neg(R)|}$$

- Threshold: ngưỡng mà độ chính xác của 1 luật cần vượt qua để có thể được lựa chọn.
- Trong TBL, ngưỡng của độ chính xác thường < 0.5.



## Sinh và tính điểm cho luật ứng viên 1

- Template = tag:\_>\_ ← tag:\_@[-1]
- R1 = tag:vb>nn ← tag:dt@[-1]



- pos(R1) = 3
- neg(R1) = 1
- score(R1) = pos(R1) neg(R1) = 3-1 = 2



## Sinh và tính điểm cho luật ứng viên 2

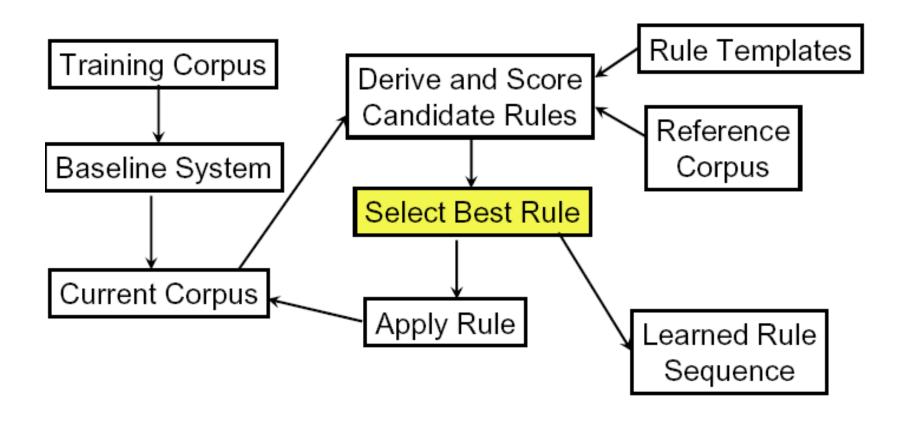
- Template = tag:\_>\_ ← tag:\_@[-1]
- R2 = tag:nn>vb ← tag:vb@[-1]

CC i	dt	vb	nn	dt	dv	kn	dt	vb	ab	dt	vb
CC i+1	dt	vb	vb	dt	vb	kn	dt	vb	ab	dt	vb
Ref. C	dt	nn	vb	dt	nn	kn	dt	nn	kn	dt	nn

- pos(R2) = 1
- neg(R2) = 0
- score(R2) = pos(R2) neg(R2) = 1-0 = 1



#### Học luật TB trong hệ thống TBL



Stop when score of best rule falls below threshold.



### Chọn luật tốt nhất

Thứ hạng hiện tại của luật ứng viên
 R1 = tag:vb>nn ← tag:dt@[-1] Score = 2
 R2 = tag:nn>vb ← tag:vb@[-1] Score = 1

- N\u00e9u score threshold =< 2 th\u00e0 chon R1</li>
- ngược lại nếu score threshold > 2, dừng



## Tối ưu hóa việc chọn luật tốt nhất

- Giảm dư thừa luật: chỉ sinh các luật ứng viên phù hợp ít nhất với 1 dữ liệu trong tập luyện.
- Đánh giá tăng cường:
  - Lưu vết của các luật ứng viên tốt nhất
  - Bỏ qua các luật phù hợp với số lượng mẫu < score của luật tốt nhất



#### Ưu điểm của TBL

- Luật có thể được tạo thủ công
- Luật dễ hiểu và logic
- Dễ cài đặt
- Có thể chạy rất nhanh (nhưng cài đặt thì phức tạp)

## Phân tích lỗi: khó khăn đối với bộ gán nhãn từ loại

#### Các lỗi thông thường (> 4%)

- NN (common noun) vs .NNP (proper noun) vs. JJ (adjective): khó phân biệt, sự phân biệt này là quan trọng đặc biệt trong trích rút thông tin
- RP(particle) vs. RB(adverb) vs. IN(preposition):tất cả các loại này có thể xuất hiện tuần tự sau động từ
- VBD vs. VBN vs. JJ: phân biệt thời quá khứ, phân từ
   2, tính từ (raced vs. was raced vs. the out raced horse)



## Cách tốt nhất phát hiện các từ chưa biết

 Dựa trên 3 dạng đuôi biến tố (-ed, -s, -ing); 32 đuôi phái sinh (-ion, etc.); chữ hoa; gạch nối

- Tổng quát hơn:
  - Phân tích hình thái từ
  - Các cách tiếp cận học máy

## Gán nhãn từ loại tiếng Việt

Câu tiếng Việt đã tách từ	Qua những lần từ Sài_Gòn về Quảng_Ngãi kiểm_tra công_việc, Sophie và Jane thường trò_chuyện với Mai, cảm_nhận ngọn_lửa_sống và niềm_tin mãnh_liệt từ người phụ_nữ VN này.				
Câu tiếng Việt đã được gán nhãn từ loại	Qua những lần từ Sài_Gòn về Quảng_Ngãi kiểm_tra công_việc, Sophie và Jane thường trò_chuyện với Mai, cảm_nhận ngọn_lửa_sống và niềm_tin mãnh_liệt từ người phụ_nữ VN này.				
Chú thích từ loại	TÍNH TÙ ■ ĐẠI TÙ □		THÁN TỪ ■  TRỢ TỪ ■  TỪ ĐƠN LÈ ■  TỪ VIẾT TẮT ■  KHÔNG XÁC ĐỊNH ■		

#### Các bước thực hiện

- Gán nhãn cơ sở
  - Gán nhãn tiên nghiệm (gán mỗi từ với tất cả các nhãn từ loại mà nó có thể có).
  - Với một từ mới, dùng một nhãn ngầm định hoặc gắn cho nó tập tất cả các nhãn. Với ngôn ngữ biến đổi hình thái -> dựa vào hình thái từ
- Quyết định kết quả gán nhãn (loại bỏ nhập nhằng)
  - dựa vào quy tắc ngữ pháp
  - dựa vào xác suất
  - sử dụng mạng nơ-ron
  - các hệ thống lai sử dụng kết hợp tính toán xác suất và ràng buộc ngữ pháp



#### Dữ liệu phục vụ gán nhãn

#### Ngữ liệu:

- Từ điển từ vựng
- Kho văn bản đã gán nhãn, có thể kèm theo các quy tắc ngữ pháp xây dựng bằng tay
- Kho văn bản chưa gán nhãn, có kèm theo các thông tin ngôn ngữ như là tập từ loại
- Kho văn bản chưa gán nhãn, với tập từ loại được xây dựng tự động nhờ các tính toán thống kê



#### A Penn Treebank tree

```
( (S (NP-SBJ The move)
     (VP followed
         (NP (NP a round)
             (PP of
                  (NP (NP similar increases)
                      (PP by
                          (NP other lenders))
                      (PP against
                          (NP Arizona real estate loans)))))
         (S⊢ADV (NP-SBJ *)
                (VP reflecting
                     (NP (NP a continuing decline)
                         (PP-LOC in
                                 (NP that market))))))
```

## Khó khăn trong gán nhãn từ loại tiếng Việt

- đặc trưng riêng về ngôn ngữ
- thiếu các kho dữ liệu chuẩn như Brown hay Penn Treebank
- ▶khó khăn trong đánh giá kết quả



### Cách tiếp cận 1

[Đinh Điền] Dien Dinh and Kiem Hoang, POS-tagger for English-Vietnamese bilingual corpus. HLTNAACL Workshop on Building and using parallel texts: data driven machine translation and beyond, 2003.

- chuyển đổi và ánh xạ từ thông tin từ loại từ tiếng Anh do
  - gán nhãn từ loại trong tiếng Anh đã đạt độ chính xác cao (>97%)
  - những thành công gần đây của các phương pháp gióng hàng từ (word alignment methods) giữa các cặp ngôn ngữ.



#### [Đinh Điền]

- Xây dựng một tập ngữ liệu song ngữ Anh Việt ~ 5 triệu từ (cả Anh lẫn Việt).
- gán nhãn từ loại cho tiếng Anh dựa trên Transformation-based Learning – TBL [Brill 1995]
- gióng hàng giữa hai ngôn ngữ (độ chính xác khoảng 87%) để chuyển nhãn từ loại sang tiếng Việt.
- kết quả được hiệu chỉnh bằng tay để làm dữ liệu huấn luyện cho bộ gán nhãn từ loại tiếng Việt.

#### [Đinh Điền]

- Ưu điểm:
  - tránh được việc gán nhãn từ loại bằng tay nhờ tận dụng thông tin từ loại ở một ngôn ngữ khác.
- Nhược:
  - Tiếng Anh và tiếng Việt khác nhau: về cấu tạo từ, trật tự và chức năng ngữ pháp của từ trong câu -> khó khăn trong gióng hàng
  - Lỗi tích lũy qua hai giai đoạn: (a) gán nhãn từ loại cho tiếng Anh và (b) gióng hàng giữa hai ngôn ngữ
  - Tập nhãn được chuyển đổi trực tiếp từ tiếng Anh sang tiếng Việt không điển hình cho từ loại tiếng Việt



### Cách tiếp cận 2

- [Nguyen Huyen, Vu Luong] Thi Minh Huyen Nguyen, Laurent Romary, and Xuan Luong Vu, A Case Study in POS Tagging of Vietnamese Texts. The 10th annual conference TALN 2003.
- dựa trên nền tảng và tính chất ngôn ngữ của tiếng Việt.
- xây dựng tập từ loại (tagset) cho tiếng Việt dựa trên chuẩn mô tả khá tổng quát của các ngôn ngữ Tây Âu, nhằm mô đun hóa tập nhãn ở hai mức:
  - mức cơ bản/cốt lõi (kernel layer): đặc tả chung nhất cho các ngôn ngữ
  - mức tính chất riêng (private layer): mở rộng và chi tiết hóa cho một ngôn ngữ cụ thể dựa trên tính chất của ngôn ngữ đó



#### [Nguyen Huyen, Vu Luong]

- mức cơ bản: danh từ (noun N), động từ (verb V), tính từ (adjective A), đại từ (pronoun P), mạo từ (determine D), trạng từ (adverb R), tiền-hậu giới từ (adposition S), liên từ (conjunction C), số từ (numeral M), tình thái từ (interjection I), và từ ngoại Việt (residual X, như foreign words, ...).
- mức tính chất riêng: được triển khai tùy theo các dạng từ loại trên như danh từ đếm được/không đếm được đối với danh từ, giống đực/cái đối với đại từ, .v.v.



### Cách tiếp cận 3

- [Phuong] Nguyễn Thị Minh Huyền, Vũ Xuân Lương, Lê Hồng Phương. Sử dụng bộ gán nhãn từ loại xác suất QTAG cho văn bản tiếng Việt. Kỷ yếu Hội thảo ICT.rda'03
- làm việc trên một cửa số chứa 3 từ, sau khi đã bổ sung thêm 2 từ giả ở đầu và cuối văn bản.
- Nhãn được gán cho mỗi từ đã lọt ra ngoài cửa số là nhãn kết quả cuối cùng.



## Thủ tục gán nhãn từ loại [Phương]

- 1. Đọc từ (token) tiếp theo
- 2. Tìm từ đó trong từ điển
- 3. Nếu không tìm thấy, gán cho từ đó tất cả các nhãn có thể
- 4. Với mỗi nhãn có thể
  - a.  $tinh P_w = P(tag|token)$
  - b.  $tinh P_c = P(tag|t_1,t_2)$ ,  $t_1$ ,  $t_2$ , là nhãn tương ứng của hai từ đứng trước từ token.
  - c. tính P<sub>w.c</sub> = P<sub>w</sub> \* P<sub>c</sub>, kết hợp hai xác suất trên.
- 5. Lặp lại phép tính cho hai nhãn khác trong cửa số
- Sau mỗi lần tính lại (3 lần cho mỗi từ), các xác suất kết quả được kết hợp để cho ra xác suất toàn thể của nhãn được gán cho từ.



#### [Phương]

- Chia kho văn bản đã gán nhãn làm 2 tập: tập huấn luyện và tập thử nghiệm
- Tự động gán nhãn cho các phần văn bản
- So sánh kết quả thu được với dữ liệu mẫu.
- Thời gian huấn luyện với 32000 từ: ~ 30s

#### [Phương]

Câu đã gán nhãn:

```
<w pos="Nc"> hôi</w> <w pos="Vto"> lên </w> < w pos="Nn">
sáu </w> <w pos=",">, </w> <w pos="Vs"> có </w> <w
pos="Nu"> lân </w> <w pos="Pp"> tôi </w> <w pos="Jt"> đã </w>
<w pos="Vt"> nhìn </w> <w pos="Vt"> thấy </w> <w pos="Nn">
một </w> <w pos="Nt"> bức </w> <w pos="Nc"> tranh </w> <w
pos="Jd"> tuyệt </w> <w pos="Aa"> đẹp </w>
```

Nc - danh từ đơn thế, Vto - ngoại động từ chỉ hướng, Nn - danh từ số lượng, Vs - động từ tồn tại, Nu - danh từ đơn vị, Pp - đại từ nhân xưng, Jt - phụ từ thời gian, Vt - ngoại động từ, Nt - danh từ loại thể, Jd - phụ từ chỉ mức độ, Aa - tính từ hàm chất.



- Precision = số từ gán nhãn đúng/ tổng số từ đã gán nhãn
- Rephisétikgán nhãn đúng/ tổng số từ đúng
  - Câu từ tập ngữ liệu mẫu

```
<w pos="Nc"> hôi</w> <w pos="Vto"> lên </w> < w pos="Nn">
sáu </w> <w pos=",">, </w> <w pos="Vs"> có </w> <w
pos="Nu"> lân </w> <w pos="Pp"> tôi </w> <w pos="Jt"> đã </w>
<w pos="Vt"> nhìn </w> <w pos="Vt"> thấy </w> <w pos="Nn">
một </w> <w pos="Nt"> bức </w> <w pos="Nc"> tranh </w> <w
pos="Jd"> tuyệt </w> <w pos="Aa"> đẹp </w>
```

Câu do chương trình gán nhãn

```
<w pos="Nc"> hôi</w> <w pos="Adv"> lên </w> < w pos="Nn">
sáu </w> <w pos=",">, </w> <w pos="Vs"> có </w> <w
pos="Nu"> lân </w> <w pos="Pp"> tôi </w> <w pos="JJ"> đã
</w> <w pos="Vt"> nhìn </w> <w pos="Vt"> thấy </w> <w
pos="Nn"> một </w> <w pos="Nt"> bức </w> <w pos="Nc">
tranh </w> <w pos="Jd"> tuyệt </w> <w pos="Aa"> đẹp </w>
```



```
Mẫu: (30)
(E Ở)(N số)(M 10)(N phố)(Np Hàng Mành)(Np Hà Nội)(, ,)
(N vợ chồng) (Np Dương Tuấn) (- -) (Np Đặng Hải Lý)(, ,)
(M 26) (N tuổi)(, ,)(V mở)(N lớp) (V dạy)(V viết)(N chữ) (A
 đẹp)(...)
(N Lớp học)(E của)(P họ)(X ngày càng)(V thu hút)
(L nhiều)(N học viên)(...)
Chương trình gán: (30)
(R Ở)(N số)(M 10)(N phố)(Np Hàng Mành)(Np Hà Nội)(, ,)
(N vợ chồng) (Np Dương Tuấn) (- -) (Np Đặng Hải Lý)(, ,)
(M 26) (N tuổi)(, ,)(V mở)(N lớp) (V dạy)(V viết)(N chữ) (A
```

(N Lớp học)(C của)(P họ)(R ngày càng)(A thu hút)

(Anhiều)(N học viên)(. .)

đẹp)(..)

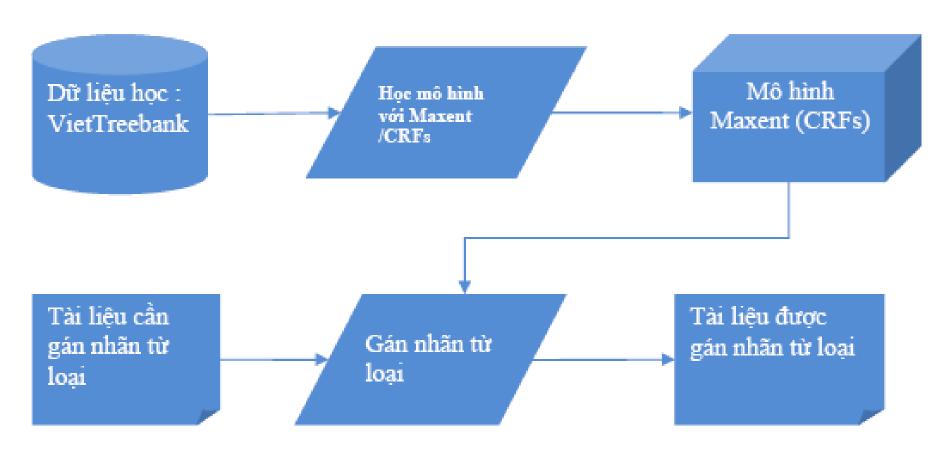
#### [Phương]

- Kết quả:
  - ~94% (9 nhãn từ vựng và 10 nhãn cho các loại kí hiệu)
  - ~85% (48 nhãn từ vựng và 10 nhãn cho các loại kí hiệu)
- Nếu không dùng đến từ điển từ vựng (chỉ sử dụng kho văn bản đã gán nhãn mẫu) thì các kết quả chỉ đạt được tương ứng là ~80% và ~60%.

### Cách tiếp cận 4

- Phan Xuân Hiếu (2009). Công cụ gán nhãn từ loại tiếng Việt dựa trên Conditional Random Fields và Maximum Entropy JvnTagger.
- Dựa trên phương pháp Maximum Entropy (MaxEnt) và Conditional Random Fields (CRFs) - ứng dụng rất nhiều cho các bài toán gán nhãn cho các thành phần trong dữ liệu chuỗi.
- Dữ liệu huấn luyện: là tập ngữ liệu Viet Treebank bao gồm hơn 10.000 câu tiếng Việt được gán nhãn từ loại bởi các chuyên gia ngôn ngữ.

### [Hiếu]





Học mô hình gán nhãn từ loại

#### Trích chọn đặc trưng

- ... thường trò\_chuyện với Mai ...
- Cần xác định từ loại cho từ "trò\_chuyện", các đặc trưng:
  - Chính bản thân từ "trò\_chuyện" thường xuất hiện với từ loại nào trong tập dữ liệu Viet Treebank?
  - Từ "trò\_chuyện" thường có nhãn từ loại là gì trong từ điển?
     Là động từ chăng?
  - Từ "thường" đi ngay trước từ "trò\_chuyện" thường có gợi ý gì?
  - Từ "với" đi sau từ "trò\_chuyện" có gợi ý gì? Có phải nó gợi ý là ngay trước nó là một động từ hay không?
  - Kết hợp của hai từ "với Mai" gợi ý điều gì, chắc từ trước đó ("trò\_chuyện") nên là một động từ?



# Ngữ cảnh cho trích xuất đặc trưng

Loại	Ngữ cảnh	Giải thích			
Mẫu ngữ cảnh cho cả Maxent và CRFs					
Mẫu ngữ cảnh cơ bản (loại 1)	w:-2; w:-1; w:0; w:1; w:2	w:i cho biết từ tại vị trí thứ i trong chuỗi đầu vào (nằm trong cửa số trượt với kích cỡ 5)			
	wj:0:1; wj:1:2; wj:-1:1	wj:i:j kết hợp từ thứ i và từ thứ j trong chuỗi đầu vào			
	is_all_capitalized(i) (i=0;1);	Kiểm tra một số thuộc tính			
	is_initial_capitalized(i) (i=0;1);	của từ thứ i trong cửa số hiện			
	is_number(i) (i=-1;0;1);	tại như: từ có phải là toàn			
	contain_numbers(i) (i,	chữ viết hoa hay có kí tự đầu			
	contain_hyphen,	viết hoa hay không, có chứa			
	contain_comma, is_marks	số, v.v			
Mẫu ngữ cành từ	dict(i)	Các từ loại có thể gán cho từ			
điển (loại 2)	(i=0,1)	thứ i trong cửa số hiện tại (V,			
		N, A,)			

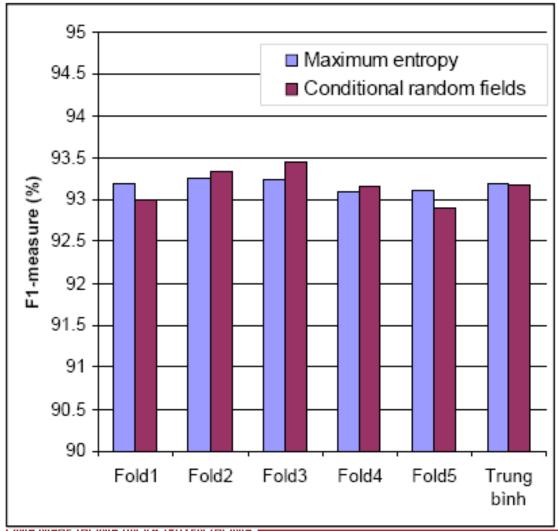


# Ngữ cảnh cho trích xuất đặc trưng

Loại	Ngữ cảnh	Giải thích				
Mẫu ngữ cảnh cho cả Maxent và CRFs						
Mẫu ngữ cảnh từ	dict(i)	Các từ loại có thể gán cho từ				
điển (loại 2)	(i=0,1)	thứ i trong cửa số hiện tại (V,				
		N, A,)				
Mẫu ngữ cảnh đặc	is_full_repretative(0),	Kiểm tra xem một từ có phải				
trưng tiếng Việt	is_partial_repretative(0)	từ láy toàn bộ hay một phần				
(loại 3)		không				
Mẫu ngữ cảnh dựa	prf(0),	Âm tiết đầu tiên (ví dụ "sự"				
vào suffix (loại 4)	sff(0)	trong "sự hướng dẫn"), cuối				
		cùng trong từ hiện tại ("hóa"				
		trong "công nghiệp hóa")				
Mẫu cho đặc trưng cạnh của CRFs						
$t_{-1} t_0$	Nhãn của từ trước đó và nhãn của	từ hiện tại. Đặc trưng này				
	được trích chọn trực tiếp từ dữ liệ	u bởi FlexCrfs				



### Kết quả gán nhãn sử dụng MaxEnt và CRFs





## Tập từ loại tiếng Việt

idPOS	symbolPOS	vnPOS	enPOS
1	N	danh từ	noun
2	V	động từ	verb
3	А	tính từ	adjective
4	M	số từ	numeral
5	Р	đại từ	pronoun
6	R	phụ từ	adverb
7	0	giới từ	preposition
8	С	liên từ	conjunction
9	I	trợ từ	auxiliary word
10	E	cảm từ	emotivity word
11	Xy*	từ tắt	abbreviation
12	S	yếu tố từ (bất, vô)	component stem
13	U	không xác định	undetermined

Từ tắt mang nhãn kép: X = từ loại của từ tắt ;

### Tập tiếu từ loại tiếng Việt

idPOS	idSub	symbol	vnPOS	enPOS
	POS	POS		
1	1	Np	danh từ riêng	proper noun
1	2	Nc	danh từ đơn thể	countable noun
1	3	Ng	danh từ tổng thể	collective Noun
1	4	Na	danh từ trừu tượng	abstract noun
1	5	Ns	danh từ chỉ loại	classifier noun
1	6	Nu	danh từ đơn vị	unit noun
1	7	Nq	danh từ chỉ lượng	quantity noun
2	8	Vi	động từ nội động	intransitive verb
2	9	Vt	động từ ngoại động	transitive verb
2	10	Vs	động từ trạng thái	state verb
2	11	Vm	động từ tình thái	modal verb
2	12	Vr	động từ quan hệ	relative verb
3	13	Ар	tính từ tính chất	property adjective
3	14	Ar	tính từ quan hệ	relative adjective
BAIHOC TEADS	15	Ao	tính từ tượng thanh	onomatopoetic adjective
SOIS	T việN 6	ne nel∰ <b>i</b> Hône i	tínhutèr tereng hình	pictographic adjective

## Tập tiểu từ loại tiếng Việt

idPOS	idSub POS	symbol POS	vnPOS	enPOS
4	17	Мс	số từ số lượng	cardinal numeral
4	18	Мо	số từ thứ tự	ordinal numeral
5	19	Pp	đại từ xưng hô	personal pronoun
5	20	Pd	đại từ chỉ định	demonstrative pronoun
5	21	Pq	đại từ số lượng	quality pronoun
5	22	Pi	đại từ nghi vấn	interrogative pronoun
6	23	R	phụ từ	adverb
7	24	0	giới từ	preposition
8	25	С	liên từ	conjunction
9	26		trợ từ	auxiliary word
10	27	E	cảm từ	emotivity word
11	28		từ tắt	abbreviation
12	29	S	yếu tố từ (bất, vô)	component stem
MHC TEARS 3	30	U	không xác định	undetermined