

统计剖析 (Statistical Parsing)

王小捷 智能科学与技术中心 北京邮电大学

大纲

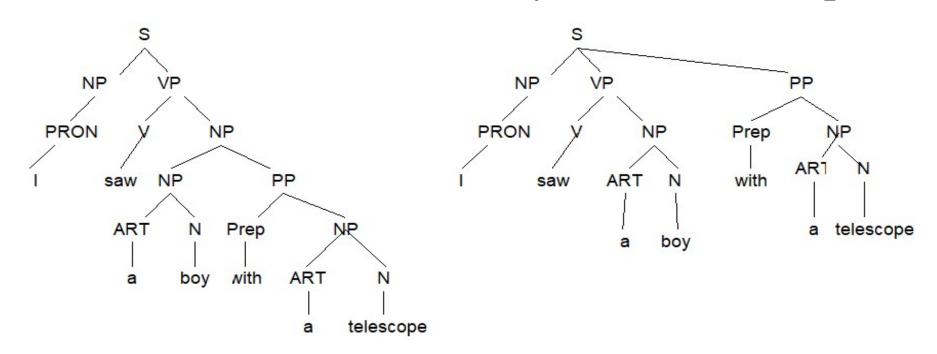


- ■引言
- **■**PCFG
- ■基于PCFG的句法分析
- **■**LPCFG
- ■合一语法
- ■总结

引言



■基于CFG的句法剖析: CKY和Earley能找出所有可能的结构: I saw a boy with a telescope.





- ■进一步的问题:
- ■这两棵句法树哪个更适合描述该句子? 句法歧义
- ■CKY\Earley没有更多信息可以帮助回答这个问题
- ■怎么办?



- ■进一步的问题:
- ■这两棵句法树哪个更适合描述该句子? 句法歧义
- ■CKY\Earley没有更多信息可以帮助回答这个问题
- ■怎么办?
- ■回忆之前类似的问题
 - ■切分: XJ/Y 还是 X/JY; XY 还是 X/Y
 - ■解决方法:基于概率的思路



- ■基于概率的思路:
 - ■给每棵树赋予一个概率值,比较哪个棵树的概率值大。
- ■因此,问题转变为:
- ■如何给每棵树赋予概率?
 - ■回忆之前:如何给每个句子赋予概率?
 - ■例如:基于句子的子单元(bigram)的概率,句子的概率 是bigram概率的组合。
 - ■优点:组合性、重用性



- ■类似: 树的概率由一些子单元的概率组合而成?
- ■树的子单元:子树
- ■而每棵子树是一个CFG规则

- ■因此,子单元概率即为CFG每个规则的概率
- ■即赋予每个CFG规则以概率!
- ■→概率CFG(PCFG)

大纲



- ■引言
- **PCFG**
- ■基于PCFG的句法分析
- **■**LPCFG
- ■合一语法
- ■总结



概率上下文无关语法(PCFG)

- ■定义
- ■一致性
- ■如何利用PCFG进行句法消歧
 - ■消歧
 - ■语言模型

PCFG - 定义



■N: 非终止符集合

■T: 终止符集合

■S: 开始符

■R: 产生式规则集,每一个规则形如:

 $\blacksquare A \rightarrow \beta \quad [\gamma]$

■ $A \in N$, β 是 $(N \cup T)*$ 的子集

 $\blacksquare 0 \le \gamma \le 1, \quad P(\beta|A) = \gamma, \quad \underline{\square} \quad \sum_{\beta} P(A \to \beta) = 1$

■与CFG的主要不同就在于为规则引入了概率



■一个简单的PCFG例子

S	\longrightarrow	NP	VP	1.0
NP	\rightarrow	DET	N	0.4 \ 一个非终止符所有可能的
NP	\rightarrow	PRON		0.4 一个非终止符所有可能的 0.6 一个非终止符所有可能的 0.6 产生式规则的概率和为 1

 $VP \rightarrow V$

DET \rightarrow a|the 0.4|0.6

 $N \rightarrow boy|girl$ 0.5|0.5

V \rightarrow smile|smiles|cry|cries 0.5|0.5



■PCFG — 一致性

■基于一个PCFG的一个语言中所有句子的概率和为1

■例:

 \blacksquare S→NP VP 1.0

 $\blacksquare VP \rightarrow V NP 0.7$

 $\blacksquare VP \rightarrow V$ 0.3

 \blacksquare NP→DET N 0.4

■ $NP \rightarrow PRON$ 0.6



■PCFG: 一致性

■一致性:一个PCFG产生的所有可能句子的概率总和为1。

■一个句子的产生过程及其概率: a boy smiles

$\blacksquare S \rightarrow NP$	VP	1
---------------------------------	----	---

$$\blacksquare$$
NP → DET N 0.4

$$\blacksquare DET \rightarrow a$$
 0.4

$$\blacksquare$$
N → boy 0.5

$$\blacksquare VP \to V \qquad 1$$

$$\blacksquare V \rightarrow smiles 0.5$$

 \blacksquare P(a boy smile)=1*0.4*0.4*0.5*1*0.5

$$S \longrightarrow NP \qquad VP \qquad 1.0$$

$$NP \longrightarrow DET \qquad N \qquad 0.4$$

$$NP \longrightarrow PRON \qquad 0.6$$

$$VP \longrightarrow V \qquad 1$$

$$DET \longrightarrow a|the \qquad 0.4|0.6$$

$$N \longrightarrow boy|girl \qquad 0.5|0.5$$

$$V \longrightarrow smile|smiles \qquad 0.5|0.5$$



■PCFG – 不具一致性的例子

 $\blacksquare 1$)S \rightarrow w 1/3 2)S \rightarrow S S 2/3

 \blacksquare w 1/3

 \blacksquare w w 2/3*1/3*1/3=2/27

 \blacksquare w w w $(2/3)^2*(1/3)^3*2=8/243$

- \blacksquare P(L)=1/3+2/27+8/243+...=1/2
- ■递归带来的
- ■不影响相对大小,所以对于剖析应用不是问题
- ■Not a problem if you estimate from parsed treebank(Chi and Geman 1998, from SNLP)

PCFG中的上下文无关假设



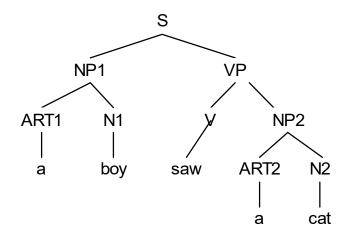
- ■概率上下文无关
 - ■规则是上下文无关的规则
 - ■同CFG A →β
 - ■规则的概率值也是上下文无关的
 - ■三个方面的要求
 - ■位置无关性
 - ■上下文无关性
 - ■祖先节点无关性



■位置无关性假设

■子节点概率与子节点所管辖的字符串在句子中的位置无 关,即

 \forall 位置m, $P(N_{m(m+c)} \rightarrow \zeta)$ 相同



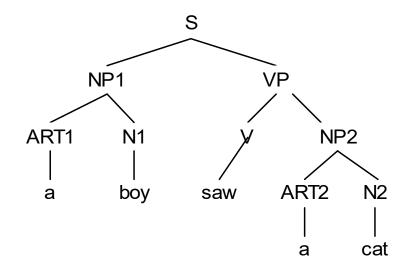
两个位置的ART→a概率相同



■前后节点无关性

■子节点概率与不受子节点管辖的其他符号串无关,即:

 $P(N_{mn} \to \zeta \mid \text{从m} 到n 之外的其他词) = P(N_{mn} \to \zeta)$

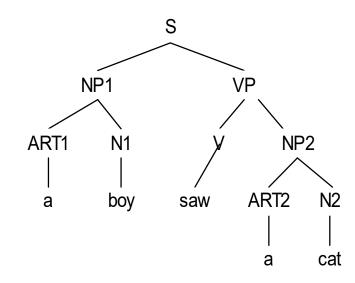




■祖先节点无关性

■子节点概率与导出该节点的所有祖先节点无关,即:

 $P(N_{mn} \to \zeta \mid$ 节点的任何祖先节点) = $P(N_{mn} \to \zeta)$

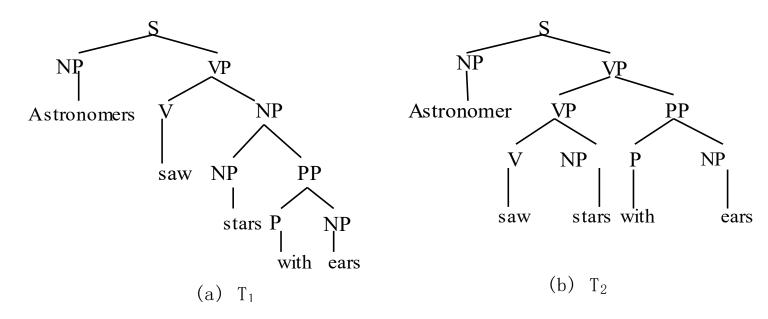


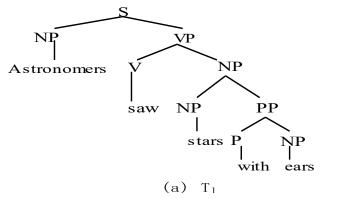


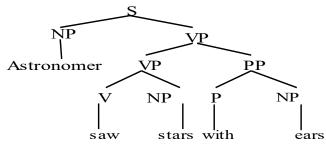
- ■有了PCFG,则有了每个规则的概率,也即有了句法树中每个子树的概率,基于此进行句法树选择的一种直观方法是:
- ■1)先基于CFG按CKY等算法得到所有可能的句法树:
- ■2)为句法树种的每棵子树从PCFG中继承概率
- ■3)依据子树概率计算树的概率,选择具有最大概率的树为最可能的树。



- ■例如: Astronomers saw stars with ears.
- ■1)先基于CFG按CKY等算法得到所有可能的 句法树:



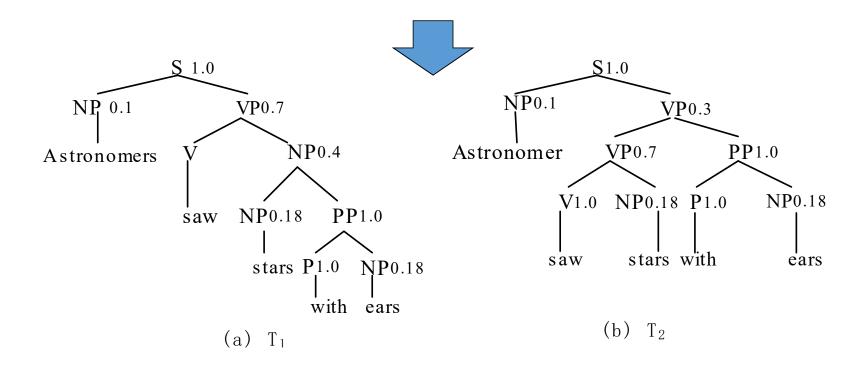






(b) T_2

■2)依据PCFG规则的概率给每个子树加上概率



- ■3)依据子树概率计算每棵树的概率,具有最大概率的树即 为最合适的句法分析树
 - ■依据子树概率计算树概率的方法?
 - $\blacksquare P(T_i,S) = \prod P(RHS_j/LHS_j)$
 - ■句法分析树中所用到的规则的概率乘积
 - ■则上图两棵句法分析树,可分别计算其概率值为

```
P(T_1, S) = 1.0 \times 0.1 \times 0.7 \times 1.0 \times 0.4 \times 0.18 \times 1.0 \times 1.0 \times 0.18 = 0.0009072

P(T_2, S) = 1.0 \times 0.1 \times 0.3 \times 0.7 \times 1.0 \times 0.18 \times 1.0 \times 1.0 \times 0.18 = 0.0006804
```

- ■依据概率大小选择合适的树
 - $\blacksquare T^{\hat{}}(S) = argmaxP(T|S) = argmax(P(T,S)/P(S))$
 - = argmaxP(T,S)
 - ■上例中:
 - ■ $T_1 > T_2$,因此 T_1 更可能是正确的分析树。

- ■3)依据子树概率计算每棵树的概率,具有最大概率的树即 为最合适的句法分析树
 - ■依据子树概率计算树概率的方法?
 - $\blacksquare P(T_i,S) = \prod P(RHS_i/LHS_i)$
 - ■句法分析树中所型的规则的概率
 - ■则上图两棵句法分析

$$P(T_1, S) = 1.0 \times 0.1 \times 0.7 \times 1$$

 $P(T_2, S) = 1.0 \times 0.1 \times 0.3 \times 0$

■依据概率大小选择合适的

$$\blacksquare T^{\hat{}}(S) = argmaxP(T|S) = arg$$

- = argmaxP(T,S)
- ■上例中:
- $■T_1>T_2$,因此 T_1 更可能是正确

$$P(T_1)$$
, $P(T_1|S)$, $P(T_1,S)$

$$P(T_1) = \sum_{S} P(T_1, S)$$

$$P(T_1, S) = P(T_1 | S) P(S)$$

$$P(T_1|S) = \frac{P(T_1,S)}{P(S)} = \frac{P(T_1,S)}{\sum_T P(T,S)}$$

■顺便得到一种基于句法树的概率来计算句子概率的方法:

$$P(S) = \sum_{T} P(T, S)$$

$$P(T_1, S) = 1.0 \times 0.1 \times 0.7 \times 1.0 \times 0.4 \times 0.18 \times 1.0 \times 1.0 \times 0.18 = 0.0009072$$

 $P(T_2, S) = 1.0 \times 0.1 \times 0.3 \times 0.7 \times 1.0 \times 0.18 \times 1.0 \times 1.0 \times 0.18 = 0.0006804$

 \blacksquare P(s)=0.0015876

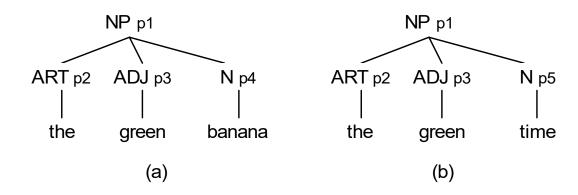
- ■回忆之前计算句子概率的方法:
 - ■基于n-gram语言模型的句子概率计算



- ■PCFG vs. N-gram
 - ■N-gram侧重考察词汇搭配
 - ■概率上下文无关侧重考虑句法结构
- ■PCFG优势:
 - ■语法线索:
 - ■I boy a am
 - ■长距相依:
 - Fred watered his father's small garden:

■PCFG vs. N-gram

- ■N-gram侧重考察词汇搭配
- ■概率上下文无关侧重考虑句法结构
- ■N-Gram优势
 - ■词汇信息:
 - ■the green banana vs. the green time







■前述方法先基于CFG剖析出所有可能句法树, 再用PCFG的概率来判决,间接。

■是否可以基于PCFG进行句法分析,直接得到 具有最大概率的句法树?

■→PCKY 剖析算法(CKY的概率扩展)

大纲



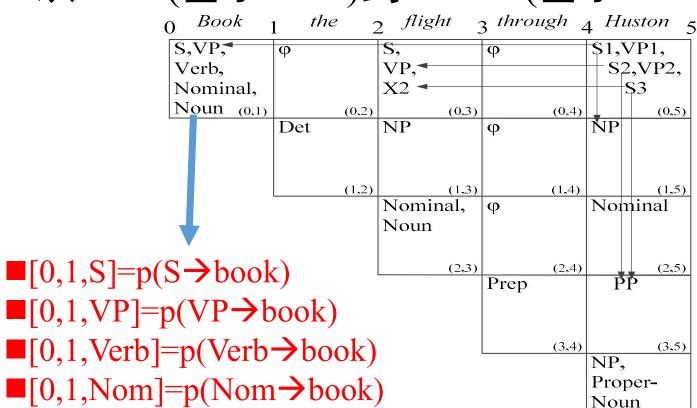
- ■引言
- **■**PCFG
- ■基于PCFG的句法分析
- **■**LPCFG
- ■合一语法
- ■总结

基于PCFG的句法分析

 \blacksquare [0,1,Nou]=p(Nou \rightarrow book)



■从CKY(基于CFG)到PCKY(基于PCFG)

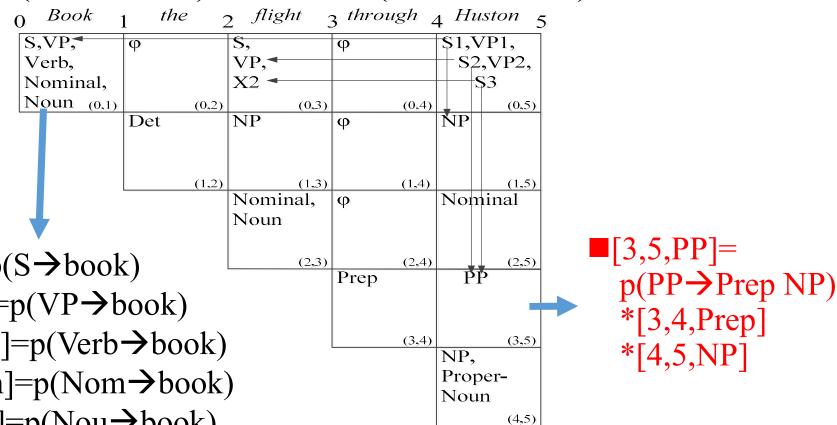


(4,5)

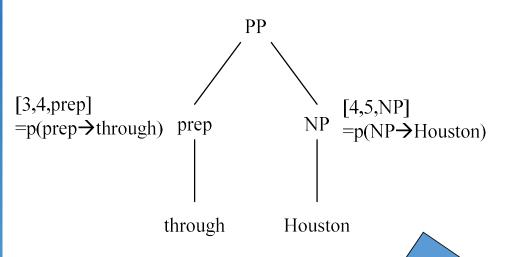
基于PCFG的句法分析



■从CKY(基于CFG)到PCKY (基于PCFG)

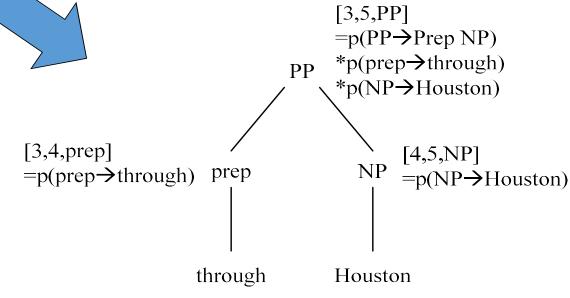


- \blacksquare [0,1,S]=p(S \rightarrow book)
- $\blacksquare [0,1,VP] = p(VP \rightarrow book)$
- $\blacksquare [0,1,Verb] = p(Verb \rightarrow book)$
- \blacksquare [0,1,Nom]=p(Nom \rightarrow book)
- $\blacksquare [0,1,\text{Nou}] = p(\text{Nou} \rightarrow \text{book})$





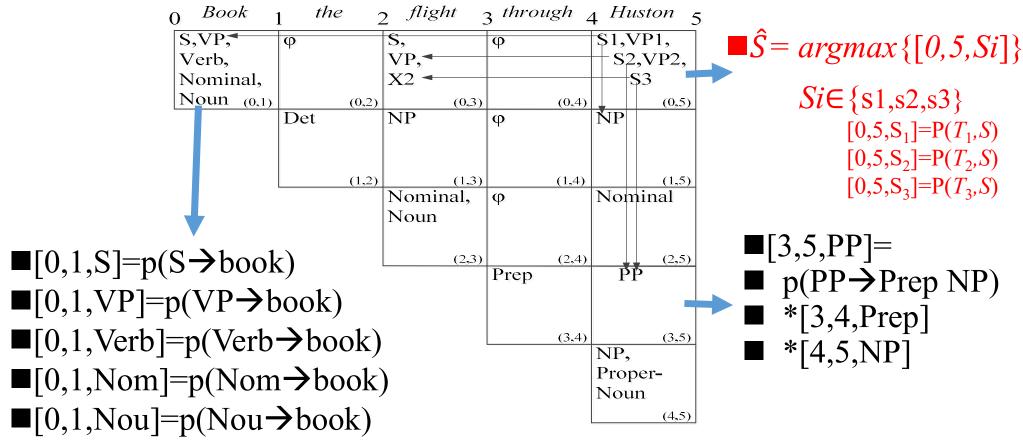
■子树累积概率



基于PCFG的句法分析



■从CKY(基于CFG)到PCKY(基于PCFG)





■PCFG vs. CFG

■PCFG的优势: 消歧

■PCFG的代价:?每个规则附加一个概率值

- ■具有概率的规则 vs 无概率的规则
 - ■如果在语法规则完全由人工总结获得时,规则的概率 会更难获得。
 - ■但是通过大规模语料自动学习语法规则(语法归纳)时, 则可以在获得规则的同时也获得概率,两种情况:

学习PCFG中的概率



- 1) 当有大规模剖析语料Treebank时: MLE
 - $p(A \to \gamma) = \frac{\#(A \to \gamma)}{\sum_{x} \#(A \to x)}$
- 2) 当没有Treebank时(有确定性CFG):
 - Inside-outside算法
 - 初始化:
 - 随机初始化CFG,构建出概率为 p_0 的PCFG: PCFG(p_0)
 - 选择语料C,用基于PCFG(p_0)的剖析器剖析语料C得到树库T
 - 循环:
 - E-step: 用树库T估计新的概率PCFG(p_i)
 - M-step: 用基于PCFG(p_i)的剖析器剖析语料C得到树库T
 - i++
 - 当收敛时结束循环

PCFG的问题与改进



■概率独立性假设导致的问题:

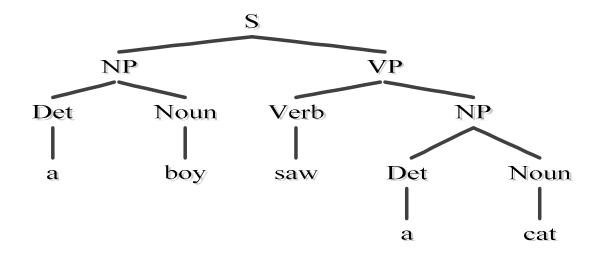
■上下文独立性假设:

- ■PCFG中规则(如NP→Det Noun; NP→Pron)的概率独立于 其在树中的使用位置。
- ■实际语言现象:处于句法主语位置和句法宾语位置时的不同NPs概率有差异 (Francis al., 1999),也即:规则的概率与上下文有关。

	NP→Pron	NP→Det Noun等非Pronoun的NP
Subject	91%	9%
Object	34%	66%

■使得PCFG更好地吻合语言现象的一种改进

- ■直观思路: 为不同上下文的相同句法单元(NP等) 指派不同的概率。
- ■问题:如何区分不同上下文
- ■一个单元在不同位置时,其父节点可能不同,父节点对 其在句子中的作用有很好的指示作用:例如对于 NP:
 - ■NP的父节点是S时,该NP常常是做主语的(例如 a boy)
 - ■NP的父节点是VP时,该NP常常是做宾语的(例如 a cat)



- ■因此,标记一个单元的父节点可以区分该单元的位置和句法作用,并依据实际语言现象指派不同的概率。
 - ■例如 对于 NP:
 - ■可以分裂为两个不同的单元,分别得到规则:
 - ■NP→Det Noun p_1 NP^S →Det Noun p_{11} =0.09 NP^VP→Det Noun p_{21} =0.66

■NP→Pron p_2



NP^S →Pron NP^VP→Pron

 $p_{12} = 0.91$

 $p_{22}=0.34$



- ■依据父节点标记进行节点分裂带来的新问题:
 - ■分裂得越细,可以区分得情况就越多
 - ■但是分裂得越细,增加的规则越多,在数据确定 时减小了对每个规则的训练样例。
- ■因此,重要的是对于特定的训练集分到正确的 粒度层次。
 - ■Klein2003用手工规则来找最优规则数
 - ■Petrov2006自动找最优分

PCFG的问题和改进



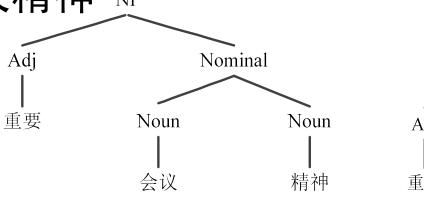
■概率独立性假设导致的问题:

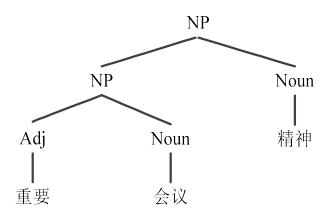
■缺乏词汇化条件导致的问题:

■缺乏词汇化条件



■例:重要会议精神 №





- ■P(T1,s)=P(NP→Adj Nominal)P(Adj→重要)P(Nominal→Noun Noun)P(Noun→会议)P(Noun→精神)
- ■P(T2,s)=P(NP→NP Noun)P(NP→Adj Noun)P(Adj→重要)P(Noun→会议)P(Noun→精神)



- ■即意味着,选择哪颗树,取决于
 - ■P(NP→Adj Nominal) P(Nominal→Noun Noun)
 - \blacksquare P(NP \rightarrow NP Noun)P(NP \rightarrow Adj Noun)
- ■这两个乘积的大小,与具体词汇无关!
- ■更明确地,如果这几个规则的概率给定后,具有如下POS序列的任何句子:
 - ■Adj Noun Noun
- ■都总是会剖析为其中相同的一种结构,不会依据词不同而发生变化
- ■这与实际语言现象是不太符的!

■例子



- ■重要会议精神 第?种
- ■圆形 会议 桌 第一种
- ■新 会议 大楼 第一种
- ■重大 会议 期间 第二种
- ■全体 会议 公告 第二种
- ■结论: 是那种结构应该会依据具体的Adj、Noun是什么词(词汇化)而有变化,而PCFG不能建模此现象!



- ■更多类似情形:
- ■英语PP附着结构的情况:
- Astronomers saw stars with ears.
- Astronomers saw stars with telescopes.
- Astronomers saw stars with moons.

■结构选择与词有关

THE STATE OF THE S

■更多类似情形:

- ■并列结构的情况
 - ■Dogs in house and cats
 - ■[Dogs in house] and [cats]
 - ■Dogs in house and yard
 - ■Dogs in [house and yard]

结构选择与词有关



■词汇对规则应用应该是有影响的!

大纲



- ■引言
- **■**PCFG
- ■基于PCFG的句法分析
- **LPCFG**
- ■合一语法
- ■总结

- ■关于词汇化的改进(LPCFG)
 - ■语法的词汇化: 以规则VP →VBD NP PP为例
 - ■首先把各个非终止符的头词加入规则→
 - ■VP(dumped) → VBD(dumped) NP(sacks) PP(into)
 - ■进一步把各个头的POS 加入规则→
 - ■ $VP(dumped, VBD) \rightarrow VBD(dumped, VBD)$ NP(sacks, NNS) PP(into, P)
- ■这条规则使用时不仅POS对上, 词也要对上。



■规则的概率估计

 \blacksquare R1: $VP(dumped, VBD) \rightarrow VBD(dumped, VBD)$

$$p(R1) = \frac{count(R1)}{count(VP(dumped, VBD))}$$

■这样的规则非常特定化

- ■前面在讲依据父节点标记来缓解概率上下文假设的问题时讲到过:进行节点分裂带来的问题是分裂得越细,增加的规则越多,在数据确定时减小了对每个规则的训练样例。
- ■现在这么特定化,更难以找到较大规模的语料进行估计。
- ■数据太稀疏, 联合分布不好估计,引入独立假设以进行合理的估计是一种方案

The Collins Parser

- ■规则 $LHS \rightarrow L_n L_{n-1} ... L_1 H R_1 ... R_{n-1} R_n$ 的生成假设
 - ■准备:
 - $\blacksquare LHS \rightarrow STOP L_n L_{n-1} ... L_1 H R_1 ... R_{n-1} R_n STOP$
 - ■生成
 - ■生成头
 - ■生成头左边:由头到左边STOP
 - ■生成头右边:由头到右边STOP

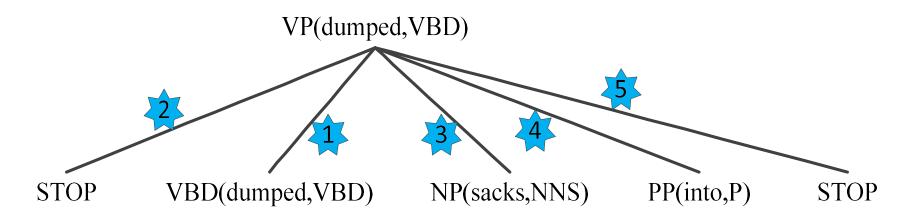
例:

 $VP(dumped, VBD) \rightarrow VBD(dumped, VBD) NP(sacks, NNS) PP(into P)$

- ■准备:
 - ■确认头
 - $\blacksquare VP(dumped, VBD)$ → VBD(dumped, VBD) NP(sacks, NNS) PP(into P)
 - ■加STOP
 - $\blacksquare VP(dumped, VBD) \rightarrow STOP \ VBD(dumped, VBD)$

NP(sacks,NNS) PP(into P) STOP

■生成: next page



- ■1)生成头,概率为p(H|LHS)=P(VBD(dumped,VBD)|VP(dumped,VBD))
- ■2)生成左边第一个(当前是STOP), 概率为p(STOP|VP(dumped,VBD) VBD(dumped,VBD))
- ■3)生成右边第一个(NP(sacks,NNS)), 概率为 p(NP(sacks,NNS)|VP(dumped,VBD) VBD(dumped,VBD))
- ■4)生成右边第二个(PP(into,P)), 概率为 p(PP(into,P)|VP(dumped,VBD) VBD(dumped,VBD))
- ■5)生成右边第三个(STOP), 概率为p(STOP)|VP(dumped,VBD) VBD(dumped,VBD))

■在这样的生成假设下:

- $\blacksquare P(VP(dumped, VBD))$
 - $\rightarrow VBD(dumped, VBD) \ NP(sacks, NNS)PP(into P))$
 - =PH(VBD|VP,dumped)
 - $\times PL(STOP|VP,VBD,dumped)$
 - $\times PR(NP(sacks,NNS)|VP,VBD,dumped)$
 - $\times PR(PP(into,P)|VP,VBD,dumped)$
 - $\times PR(STOP|VP,VBD,dumped)$
- ■数据稀疏比原来要缓解



- ■Stanford parser (LPCFG)
 - https://nlp.stanford.edu/software/lexparser.html#About
- ■Berkeley Parser(PCFG-LA)
 - https://github.com/slavpetrov/berkeleyparser

■Zong书 205-207: 性能比较

大纲



- ■引言
- **■**PCFG
- ■基于PCFG的句法分析
- **■**LPCFG
- ■合一语法
- ■总结



- ■从CFG→PCFG
 - ■CFG不能进行句法结构消歧歧义
 - \blacksquare CKY \rightarrow PCKY
- ■从PCFG → LPCFG
 - ■PCFG和词汇无关导致不能利用上下文消歧
 - ■词汇化: LPCFG→Collins Parser
- ■CFG的其他问题

CFG的其他问题 --- 1



■关于动词的CFG规则:

■VP→Verb]	
- VP - Velu	J	l

$$\blacksquare VP \rightarrow Verb NP$$
 2)

$$\blacksquare VP \rightarrow Verb NP NP$$
 3)

...

- $VP \rightarrow Verb$ 1)
- $VP \rightarrow Verb NP$ 2)
- $VP \rightarrow Verb NP NP$ 3)



- ■观察如下两个动词(V):
 - **■**denied
 - **■**disappeared
- ■利用上述上下文无关语法可以判定如下两个结构是合法的:
 - ■He denied the accusation. $\sqrt{S(NP VP(Verb NP))}$
 - The problem disappeared. $\sqrt{S(NP VP(Verb))}$
- ■但是,如下两个不合语法的句子在上述CFG下同样也被认为 是合法:
 - ■He denied.

- ? S(NP VP(Verb))
- ■He disappeared the problem. ? S(NP VP(Verb NP))
- ■这是个问题!



■解决办法,如下两步:

■1)区分不同动词类别,引入动词次范畴

■denied: V → denied: TV

■disappeared: V → disappeared: IV

■2)为不同类分别设计重写规则:

■VP→V → VP→IV

■VP→V NP →VP→TV NP

 $\blacksquare VP \rightarrow V$ NP NP $\rightarrow VP \rightarrow DTV$ NP NP

■则此时就可以正确判定如下的不合法结构

 \blacksquare He denied. $S(NP \underline{VP(TV)}) \rightarrow$

■He disappeared the problem. S(NP <u>VP(IV NP)</u>) ×

CFG的其他问题 --- 2



- ■观测CFG规则:S→NP VP
- ■基于上述规则,下面句子合法:
 - ■A bird sings. (NP VP)
 - ■Birds sing. (NP VP)
- ■但规则不能判定下面句子非法:
 - ■A bird sing. (NP VP)
 - ■Birds sings. (NP VP)
- ■原因: 该规则不能区分单复数

POSTS AND THE PO

■解决办法:

- ■1)引入新范畴
 - ■NP-SING、VP-SING
 - ■NP-PLU、VP-PLU
- ■2)将S→NP VP改为如下两个规则:
 - ■S→NP-SING VP-SING
 - ■S→NP-PLU VP-PLU
- ■则可认定下面句子非法
 - A bird sing. (NP-SING VP-PLU) ×
 - ■Birds sings. (NP-PLU VP-SING) ×

进一步:问题1和问题2同时出现



- ■例如: He deny.
- ■一方面: <u>VP(TV</u>) 不合法,需要改为:
 - He deny +NP. $\underline{VP}(\underline{TV} \underline{NP})$
- ■另一方面: S(NP-SING VP-PLU)不合法,需要进一步改为:
 - ■He denies +NP. S(NP-SING <u>VP-SING(TV NP</u>))
 - ■或改为:
 - They deny +NP. S(NP-PLU <u>VP-PLU(TV NP</u>))
- ■可以将这些改变整合在一起:
 - ■需要考虑引入更多范畴,例如:
 - ■VP: (SING, PLU)*(IV,TV,DTV)



■则有:

- ■S→NP-SING VP-SING
- ■S→NP-PLU VP-PLU
- ■VP-SING→IV-SING
- ■VP-PLU→IV-PLU
- ■VP-SING→TV-SING NP
- ■VP-PLU→TV-PLU NP
- ■VP-SING→DTV-SING NP NP
- ■VP-PLU→DTV-PLU NP NP



- ■上述策略可以解决相应的问题,但是带来了新的问题:
 - ■导致引入更多的新范畴,导致规则数目的增长。更多的此类语言现象,导致组合增长!
 - ■新增范畴数*新增范畴数*新增范畴数...
 - ■从揭示语言结构的目的来看这种解决方案缺乏深度:
 - ■例如:引入IV-SING与IV-PLU,从符号层来看,其关系不明,但是二者关系紧密!
 - ■规则冗余度大,利用这样的语法系统进行句法分析从 实现上来看不经济
 - ■S→NP-SING VP-SING
 - ■S→NP-PLU VP-PLU



- ■控制范畴数增长!
- ■控制规则数量!
- ■揭示结构的内部关联!
- **?**???

特征结构的引入



- ■观察: IV-SING, IV-PLU...
- ■有内部特征结构:

$$IV - SING = egin{bmatrix} POS & V \\ AGR & 3s \\ VAL & itr \end{bmatrix} \quad IV - PLU = egin{bmatrix} POS & V \\ AGR & p \\ VAL & itr \end{bmatrix}$$

其中AGR:

3s: 第三人称+单数

p: 复数



■特征结构的一般形式

$$F = \begin{bmatrix} FEATURE_1 & ... & VALUE_1 \end{bmatrix}$$

$$F = \begin{bmatrix} FEATURE_i & ... & VALUE_i \end{bmatrix}$$

$$FEATURE_n & ... & VALUE_n \end{bmatrix}$$

$$F = \begin{bmatrix} FEATURE_i & ... & VALUE_i \\ FEATURE_n & ... & VALUE_i \end{bmatrix}$$
 F 为结构名称 $FEATURE_i$ $(i = 1, ..., n)$ 为特征名称 $VALUE_i$ $(i = 1, ..., n)$ 为特征值

例如:
$$IV - SING = \begin{bmatrix} POS & V \\ AGR & 3s \\ VAL & itr \end{bmatrix}$$

TOSIS AND THE STATE OF THE STAT

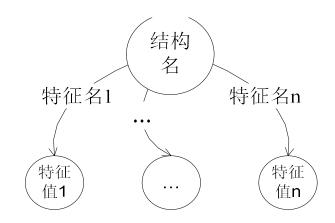
■特征结构的函数表示:

$$F(FEATURE_i) = VALUE_i$$
 $(i = 1,...,n)$

- ■书写方便
- ■任意矩阵表示都存在等价函数表示
- ■例如:

$$IV - SING = \begin{bmatrix} POS & V \\ AGR & 3s \\ VAL & itr \end{bmatrix}$$
 = $IV - SING (POS) = V$
 $IV - SING (AGR) = 3s$
 $IV - SING (VAL) = itr$

■特征结构的有向无循环图 (DAG: Directed Acyclic Graph)表示:



- ■图表式,直观
- ■任意矩阵表示都存在等价DAG表示
- ■例如:

$$IV - SING = \begin{bmatrix} POS & V \\ AGR & 3s \\ VAL & itr \end{bmatrix} = \begin{array}{c} \text{POS} & \text{NING} \\ \text{POS} & \text{AGR} \\ \text{V} & \text{AGR} \\ \text{V} & \text{OSING} \\ \text{OSING} \text{OSI$$



- ■特征结构的括号(Bracket)表示:
- ■结构名(特征名1=特征值1; ...; 特征名n=特征值n)
- ■线形表示,易于书写,常用
- ■任意矩阵表示都存在等价DAG表示
- ■例如:

$$IV - SING = \begin{bmatrix} POS & V \\ AGR & 3s \\ VAL & itr \end{bmatrix} = IV-SING(POS=V; AGR=3s; VAL=itr)$$

原子特征、复杂特征



- ■原子特征
 - ■单一特征FEATURE_i,当其值VALUE_i无内嵌的特征结构.
- 例如
 - ■POS=V
 - ■而AGR可进一步分解为两个NUM、PER特征组成的 结构
- ■复杂特征:包含多个原子特征

特征结构的基本性质



■特征结构中各个特征间的次序是不重要, 无需 区分的。

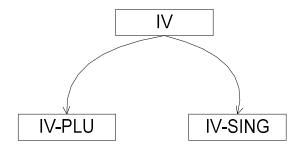
$$IV-SING = \begin{bmatrix} POS & V \\ AGR & 3s \\ VAL & itr \end{bmatrix} = IV-SING = \begin{bmatrix} POS & V \\ VAL & itr \\ AGR & 3s \end{bmatrix}$$



■特征结构使得被描述对象具有组织上的层次性

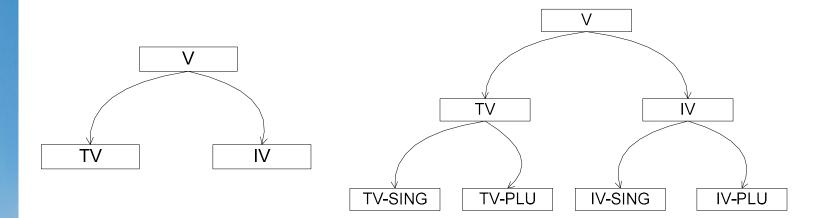
$$IV = \begin{bmatrix} POS & V \\ VAL & itr \end{bmatrix} \quad IV - SING = \begin{bmatrix} POS & V \\ VAL & itr \\ AGR & 3s \end{bmatrix} \quad IV - PLU = \begin{bmatrix} POS & V \\ VAL & itr \\ AGR & p \end{bmatrix}$$

■可得到:





■ 通过利用少数几个特征来控制范畴数量的增加





- ■特征结构中特征的选择是由被描述的对象以 及面向的任务所决定的
 - ■对于合句法判定任务

■AGR: 重要

■VAL: 重要

■对于论元结构识别任务

■AGR: 不重要

■VAL: 重要

.

基于特征结构表示CFG



■例如: S→NP VP

$$S \to \begin{bmatrix} POS & NP \\ AGR & a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} POS & VP \\ AGR & a \end{bmatrix}$$

$$S \to (POS = NP \quad AGR?a)(POS = VP \quad AGR?a)$$

简写: S→NP(AGR?a) VP(AGR?a)



揭示语言结构的关系:

■IV-SING与IV-PLU的关系

$$IV-SING=egin{bmatrix} POS & V \\ AGR & 3s \\ VAL & itr \end{bmatrix} \qquad IV-PLU=egin{bmatrix} POS & V \\ AGR & p \\ VAL & itr \end{bmatrix}$$

IV-SING与IV-PLU的关系: 差异只在AGR特征

控制规则数目的增加:



$$S \to \begin{bmatrix} NP \\ ARG & a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} VP \\ ARG & a \end{bmatrix}$$

- ■可以描述原来的两个规则
 - ■S→NP-SING VP-SING
 - ■S→NP-PLU VP-PLU

特征结构的运算: 合一运算



- 两个特征结构的合一运算定义为: AŪB
 - 若A、B均为原子,则:
 - 如果A∩B非空, 则AŪB=A∩B;
 - 如果A∩B为空,则AŪB为空
 - 若A、B为两个特征结构,则:
 - 如果 A 中的特征 f,有 A(f)=w (w为原子),而该特征在 B 中没有定义,那么有 $A\bar{U}B(f)=w$;
 - 如果 B 中的特征 f,有 B(f)=w (w为原子),而该特征在 A 中没有定义,那么有 $A\bar{U}B(f)=w$;
 - 如果 A中的特征 f,有 A(f)=w (w为原子),且该特征在 B 中有 B(f)=w'(w'为原子),那 么有 AŪB(f)=w∩w'

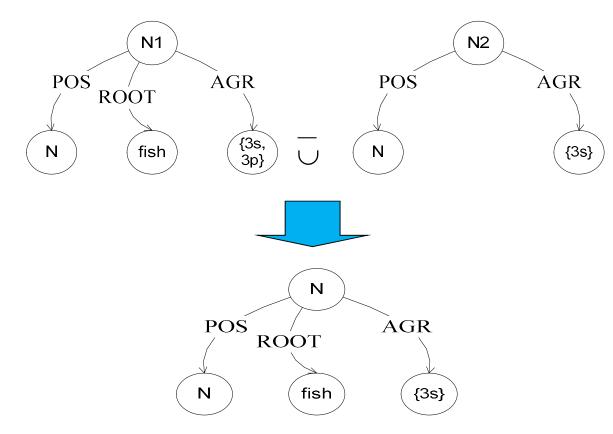
例:



- ■特征结构
 - \blacksquare N1(POS=N; ROOT=fish; AGR={3s,3p})
- ■与特征结构
 - \blacksquare N2(POS=N; AGR={3s})
- ■的合一运算结果为: N3=N1ŪN2:
 - \blacksquare N3(POS=N; ROOT=fish; AGR={3s})



■用DAG表示:





- ■基于CFG规则的合一运算
 - ■例如: 两个特征结构 NP(AGR=a1)和 VP(AGR=a2) 依据规则
 - S→NP(AGR?a) VP(AGR?a)进行合一运算,则输出的S结构为:
 - \blacksquare S(AGR=AGR_{NP} \cap AGR_{VP}))
 - ■所以,如果a1={3s} a2={p}时,S(AGR=\phi),即不 能产生合法句子

基于特征结构的句法分析



- ■一般上下文无关语法→基于特征结构的语法
 - \blacksquare NP → DET N

 - ■ $NP(AGR?a) \rightarrow DET(AGR?a) N(AGR?a)$
- ■词的POS → 词的特征结构
 - ■w,除了要求其POS信息之外,还要获取其他需要用到的特征信息,比如AGR等

基于特征结构的句法分析



- ■在进行规则匹配时,除了结构名称的一致,还要匹配内部 结构中每一个特征的一致性。
- ■以Earley算法中的两个操作为例:
 - ■在遇到状态NP→ Det · Noun [0,1] 时
 - ■执行扫描操作:读取 w_1 ,检查其是否有POS为Noun,若有,扫描操作成功,产生新状态:
 - ■Noun \rightarrow w₁ · [1, 2]
 - ■该状态激活完成操作,更新前述状态NP→ Det·Noun [0,0] 为:
 - \rightarrow NP \rightarrow Det Noun · [0,2]

■基于复杂特征结构的scan 操作

- ■在遇到状态NP(AGR=3s)→ Det(AGR=3s) · Noun(AGR=3s) [0,1]时
- ■执行扫描操作:读取 w_1 ,除了要求其POS有Noun之外,还要获取其 AGR信息,与AGR=3s 进行合一。
- ■如果读取的词为: w₁(POS=Det, AGR=3s),则产生新状态:
 - Noun (AGR 3s) \rightarrow w₁ · [1, 2]
 - ■该状态激活完成操作,更新前述状态NP(AGR=3s)→ Det(AGR=3s)·Noun(AGR=3s) [0,1] 为:
 - ■→ NP(AGR=3s)→ Det(AGR=3s) Noun(AGR=3s) [0,1] · [0,2] 即得到一个第三 人称单数的NP
- ■如果读取的词为 $w_1(POS=Det, AGR=p)$,则不能产生产生新状态,在形成NP的过程出现了人称数的不一致!



- ■可以看到:基于复杂特征的规则在<u>通过特征的取值来传递上下文相关的信息,规则已不是完全的上下文无关</u>
- ■→增强的上下文无关语法
- ■基于复杂特征的句法分析算法可以在一般方法上进行扩展(匹配时考虑特征约束)。

合一语法:进一步抽象



■语法系统也可以看成是不同特征结构之间的 约束的集合,在这样一种观点下形成的语法 系统通常称为合一语法



■例如:

- \blacksquare S(AGR?a) → NP(AGR?a) VP(AGR?a)
- \blacksquare NP(AGR?a) → DET(AGR?a) N(AGR?a)

■用合一语法来表述:

- ■规则部分:
 - $\blacksquare X_0 \rightarrow X_1 X_2$
- ■约束部分:
 - $\blacksquare POS_0 = S POS_1 = NP POS_2 = VP$
 - $\blacksquare AGR_0 = AGR_1 = AGR_2$

合一表示的优点



- ■合一表示具有更强的表达能力
- ■合一表示具有更好的灵活性
- ■合一表示更易于规范分析

大纲



- ■引言
- **■**PCFG
- ■基于PCFG的句法分析
- **■**LPCFG
- ■合一语法
- ■总结



- ■针对CFG的问题展开(并行发展相应的剖析器)
 - ■只能发现多个结构,但不能选择→PCFG
 - ■PCFG与词汇无关导致的问题→LPCFG
 - ■CFG描述能力弱→基于特征结构
 - ■进一步精简且强大的描述→合一语法



Thank you!