

## 11 Statistische Syntaxmodelle

### 11.1 Erweiterungen von CFG-Grammatiken

11.1.1 Grammatikentwicklung

11.1.2 Disambiguierung durch statistische Modelle

11.1.3 Normalisierung und *Parent-Annotation* von CFG-Grammatiken

### 11.2 Probabilistische kontextfreie Grammatiken

11.2.1 Probabilistische kontextfreie Grammatik (PCFG)

11.2.2 Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten

### 11.3 Dependenzbasierte Modelle

11.3.1 Dependenzgrammatiken

11.3.2 Vorteile von Dependenzmodellen

11.3.3 *Dependency-Treebanks*

11.3.4 Statistische Dependency-Parsing-Modelle

11.3.5 Beispiel: Übergangsbasiertes Dependency-Parsing

11.3.6 Evaluation von Dependenz-Parsing-Systemen

11.3.7 Regelbasierte Dependenzgrammatiken

### 11.4 \**Probabilistisches Parsing (Zusatz)*

# 11 Statistische Syntaxmodelle

# **11.1 Erweiterungen von CFG-Grammatiken**

## 11.1.1 Grammatikentwicklung

## Grammatik-Entwicklung

- **Ziel automatischer Syntaxanalyse:**
  - Entwicklung von Grammatik mit hoher **Abdeckung/coverage**
  - beschreibungsadäquates **Model der syntaktischen Struktur eines sehr großen Ausschnitts** einer natürlichen Sprache
- **Unifikationsgrammatiken:**
  - modellieren **Agreement, Rektion und Subkategorisierung** über Merkmalconstraints
  - Erkennung genau der **wohlgeformten Sätze**
  - **beschreibungsadäquate Strukturzuweisung**

## Grammatiksysteme

- **von Experten erstellte Grammatik-Systeme**, die den Anspruch haben, einen großen Ausschnitt der Syntax einer natürlichen Sprache abzubilden:
  - Head-Driven Phrase Structure Grammar (**HPSG**):
    - **LinGO Matrix Framework**
    - **delph-in.net** (deutsche Grammatik)
  - Lexical Functional Grammar (**LFG**): **Pargram** Projekt
  - Lexicalized **Tree Adjoining Grammar**: **XTAG** Projekt

## Zunahme Ambiguität mit Abdeckung

- **hohe Abdeckung** (viele Regeln, großes Lexikon mit ambigen Einträgen) **und Input langer (komplexer) Sätze** führen zu:
  - **hoher Aufwand beim Parsing**
  - **große Anzahl an Ableitungen/Analysen (Ambiguität)**
- z. B. durch Ambiguität im Lexikon:

*[NP Time ] [VP flies ] like an arrow.*

*[VP Time ] [NP flies ] like an arrow.*

*[NP Time flies ] [VP like ] an arrow.*

## 11.1.2 Disambiguierung durch statistische Modelle

- **Erweiterung von CFGs um probabilistische Parameter**
  - **gewichtete Grammatik**: Produktionsregeln erhalten Bewertung
  - erlaubt **Ranking der Ableitungen** eines strukturell ambigen Satzes aufgrund von **Trainingsdaten aus Korpus**



- **Disambiguierung über empirisches Modell**
  - **statt Disambiguierung über explizite semantische Informationen** im Anschluss an syntaktisches Parsing durch semantisches Parsing:
  - Auswahl Ableitung aufgrund von **statistischen Informationen aus Korpusdaten zu Kollokationen von Wörtern und syntaktischen Kategorien**
  - **beste syntaktische Analyse** eines Satzes = **die im Sprachgebrauch häufigste**
  - **graduelle Modellierung von Grammatikalität**

- **Probabilistische CFG (= PCFG)** erlaubt in Kombination mit **dynamischem Parsing** das effiziente Auffinden der besten (= wahrscheinlichsten) Ableitung
- **ohne Gewichtung**: dynamische Programmierung (CYK, Earley) kann zwar Parsing-Aufwand bei großem Suchraum (großer Grammatik) reduzieren, aber **keine Auswahl** treffen aus den gefundenen Ableitungen
- **statistische Informationen** können auch **im Parsing von Unifikationsgrammatiken** (wie LFG, HPSG) zur Disambiguierung verwendet werden

- **nächste Sitzung:** statt bloßer Erweiterung einer gegebenen CFG um statistische Informationen aus Treebanks: **Extraktion von Grammatiken aus Treebanks**  
→ in solchen *induzierten* Grammatiken können auch **lexikalische Informationen und Informationen zum strukturellen Kontext** berücksichtigt werden, die der weiteren **Disambiguierung** dienen

## 11.1.3 Normalisierung und *Parent-Annotation* von CFG-Grammatiken

## Normalisierung

- **Chomsky-Normalform (CNF)**

→ Einschränkung der Form von CFG-Regeln:

⇒ **RHS: 2 Nichtterminale oder 1 Terminal:**  $A \rightarrow B C, A \rightarrow a$

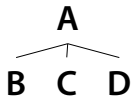
→ **Binärbäume** (bis Präterminalknoten, dort: unäre Bäume)

→ **jede CFG kann in CNF umgewandelt werden:**

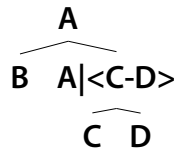
$A \rightarrow B C D \Rightarrow A \rightarrow B X, X \rightarrow C D$  (*Right-Factored*)

$A \rightarrow B C D \Rightarrow A \rightarrow X D, X \rightarrow B C$  (*Left-Factored*)

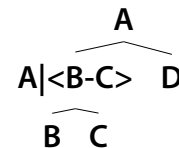
**Original:**



**Right-Factored:**



**Left-Factored:**



- **Anwendung Chomsky-Normalform:**
  - notwendig für **CYK-Chart-Parsing**
  - zur **Reduktion von extrahierten Grammatikregeln** aus flach annotiertem Korpus:
    - \*  $VP \rightarrow V PP$
    - $VP \rightarrow V PP PP$
    - $VP \rightarrow V PP PP PP$  usw.
    - \* mit **Chomsky-adjunction** ( $A \rightarrow A B$ ):
    - $VP \rightarrow V PP$
    - $VP \rightarrow VP PP$

- ***Parent Annotation***

→ Kategorie des **Mutterknoten** in **Kategoriensymbol** aufnehmen

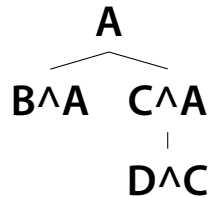
→ Modellierung von **Kontext**; s. nächste Sitzung: *history-based PCFGs*

→ ergibt anderes PCFG-Modell: **mehr Nichtterminale, andere Gewichtung**

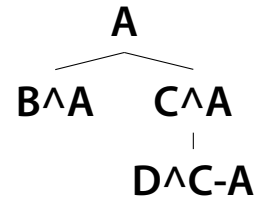
**Original:**



**Parent Annotation:**



**+Grandparent Annot.:**



# **11.2 Probabilistische kontextfreie Grammatiken**



## Literatur:

- **MS:** Manning, Christopher D. & Schütze, Hinrich (1999): *Foundations of Statistical Natural Language Processing*.
- NLTK-Teilkapitel 8.6 ('*Grammar Development*') und 8.5.2 ('*Scaling up*'): <http://www.nltk.org/book/ch08.html>
- Teilkapitel 2.12 ('*Grammar Induction*') des Zusatzkapitels zu Kapitel 8: <http://www.nltk.org/book/ch08-extras.html>
- Die Teilkapitel 2.9-2.11 des Zusatzkapitels zu Kapitel 8 behandeln probabilistische Chart Parsing-Algorithmen: <http://www.nltk.org/book/ch08-extras.html>

## Disambiguierung durch statischen Erweiterung (PCFG)

- Erweiterung von CFG-Grammatiken durch statistische Parameter zur **Disambiguierung**
- **strukturelle Disambiguierung** durch *parse selection* (Herausfiltern der wahrscheinlichsten Ableitung)
- **Wahrscheinlichkeiten der Regeln** müssen anhand von Korpusdaten gelernt werden (Parameter-Abschätzung)
- Algorithmen dynamischer Programmierung (**Viterbi-Algorithmus**) zur **effizienten Auffindung der wahrscheinlichsten Ableitung**

## 11.2.1 Probabilistische kontextfreie Grammatik (PCFG)

- **PCFG** = kontextfreie Grammatik, deren Regeln mit **Wahrscheinlichkeiten** gewichtet sind:

$VP \rightarrow VP PP \ 0.6$

$NP \rightarrow NP PP \ 0.2$

$NP \rightarrow N \ 0.8$

- **Wahrscheinlichkeiten** aller Regeln für die **Expansion** eines bestimmten **Nonterminals** addieren sich zu **1**

- **Ableitung/Baum ist Menge an Regeln/Expansionen**  
→ Teilbäume mit Tiefe 1
- **Wahrscheinlichkeit einer Ableitung  $T$  ( $Tree$ ) als Multiplikation der Wahrscheinlichkeiten ihrer Regeln:**  
$$P(T) = \prod_{i=1}^n P(R_i) = \prod_{i=1}^n P(RHS_i | LHS_i)$$
  
→ Iteration über die  $n$  Knoten im Baum: **Produkt der Wahrscheinlichkeit der Expansion des LHS-Knotens von  $R_i$  zu RHS-Symbolfolge von  $R_i$**   
→ **Annahme Unabhängigkeit der Regel-Auswahl**

- zur **Disambiguierung** muss die **wahrscheinlichste Ableitung**

**T\*** zu einem Satz **S** gefunden werden:

$$\rightarrow T^* = \arg \max P(T|S) = \arg \max \frac{P(T, S)}{P(S)} = \arg \max \frac{P(T)}{P(S)}$$

$$(P(T, S) = P(T)P(S|T), P(S|T) = 1;$$

*jeder Baum leitet genau einen Satz ab)*

$$\rightarrow T^* = \arg \max P(T)$$

*(da  $P(S)$  konstant fuer ein  $S$ , also irrelevant fuer Auswahl  
Ableitung zu gegebenem Satz)*

- **Satzwahrscheinlichkeit:** Summe der Wahrscheinlichkeiten aller möglichen Ableitungen eines Satzes:

$$P(S) = \sum P(T, S) = \sum P(T)$$

## Beispiel-PCFG PP-Attachment-Ambiguität

$S \rightarrow NP VP \ 1$

$PP \rightarrow P NP \ 1$

$NP \rightarrow DET N \ 0.5$

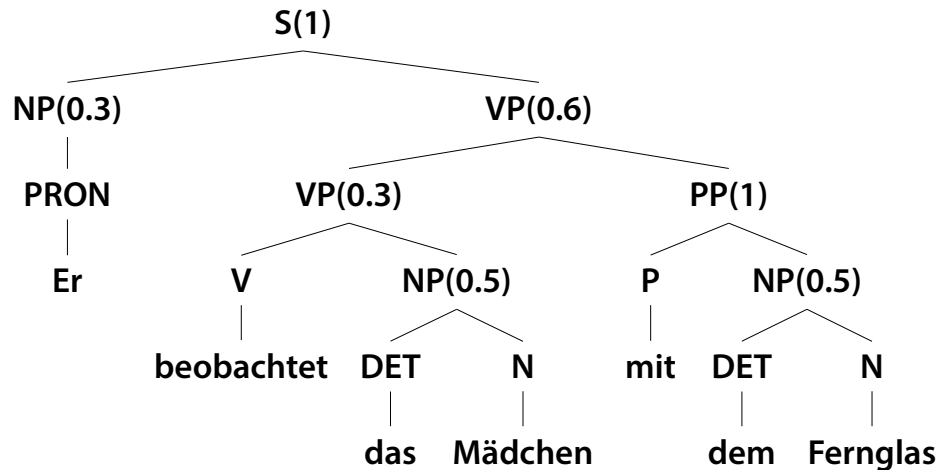
$NP \rightarrow PRON \ 0.3$

$NP \rightarrow NP PP \ 0.2$

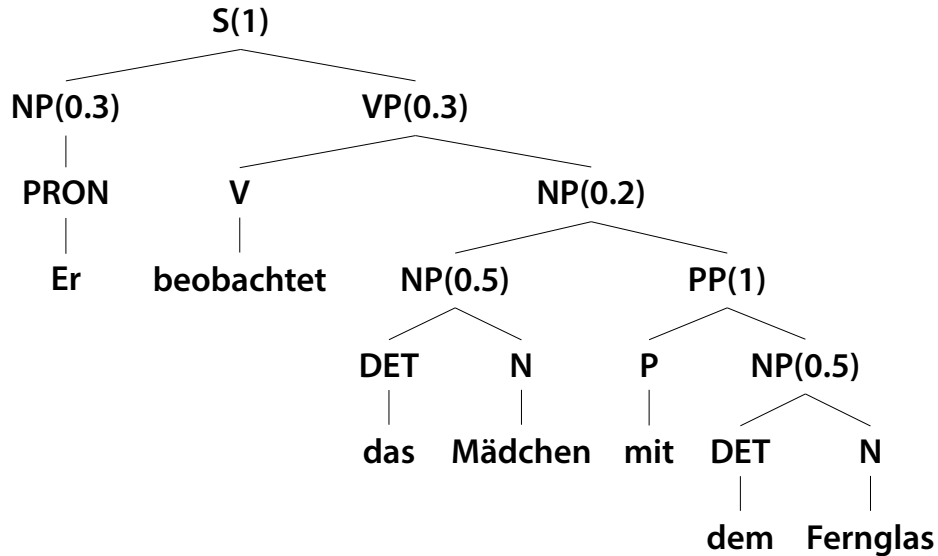
$VP \rightarrow V \ 0.1$

$VP \rightarrow V NP \ 0.3$

$VP \rightarrow VP PP \ 0.6$



$$P(T_1) = 1 * 0.3 * \mathbf{0.6} * 0.3 * 0.5 * 1 * 0.5 = \mathbf{0.0135}$$



$$P(T_2) = 1 * 0.3 * 0.3 * \mathbf{0.2} * 0.5 * 1 * 0.5 = \mathbf{0.0045}$$

$\Rightarrow$  **Auswahl adverbialer Lesart** :  $P(T_1) > P(T_2)$

Grund:  $P(VP, PP|VP) > P(NP, PP|NP)$

## 11.2.2 Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten

- Zwei Methoden für Abschätzung:
  - ***supervised*** = Bestimmung der relativen Häufigkeiten der Expansionen eines Nichtterminals in geparstem (syntaktisch annotiertem) Korpus (**Maximum Likelihood Estimation**)
  - ***unsupervised*** = wiederholtes Parsen von Korpus mit der gegebenen kontextfreien Grammatik und sukzessive Verbesserung eines statistischen Modells (**Inside-Outside-Algorithmus**)



## ***Maximum Likelihood Estimation***

- Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeit als **relative Häufigkeit der Expansion des LHS-Nonterminals zu RHS-Symbolfolge in Treebank** (syntaktisch annotiertem Korpus)

- $$P(\alpha \rightarrow \beta | \alpha) = \frac{\text{count}(\alpha \rightarrow \beta)}{\sum_{\gamma} \text{count}(\alpha \rightarrow \gamma)} = \frac{\text{count}(\alpha \rightarrow \beta)}{\text{count}(\alpha)}$$

- **Expansionswahrscheinlichkeit:**

$$P(RHS | LHS) = P(Expansion | Nonterminal)$$

→ Idee: gute probabilistische Grammatik **maximiert die Wahrscheinlichkeit der Trainingsdaten**

- **Beispiel:** Wahrscheinlichkeit für Expansion  $VP \rightarrow V NP PP$ :

$$P(V, NP, PP | VP) = \frac{\text{count}(VP \rightarrow V NP PP)}{\text{count}(VP \rightarrow \setminus^*)}$$

- $\text{count}(VP \rightarrow V NP PP) = 10$

$$\text{count}(VP \rightarrow V NP) = 50$$

$$\text{count}(VP \rightarrow V) = 40$$

$$\Rightarrow MLE(VP \rightarrow V NP PP | VP) = 1/10$$

## Inside-Outside-Algorithmus

- Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten auch **ohne syntaktisch annotiertes Trainingskorpus**, d. h. *unsupervised* möglich mit **Inside-Outside-Algorithmus**
- Variante von **EM-Algorithmus** (*Expectation-Maximation*)
  - **iterativen Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten** (als Parameter des statistischen Modells)
  - **Übertragung des Forward-Backward-Algorithmus** (zur Abschätzung von Parametern bei HMMs) auf PCFGs

# 11.3 Dependenzbasierte Modelle

## 11.3.1 Dependenzgrammatiken

- in Computerlinguistik sind traditionell **Konstituenten-basierte Formalismen dominant** (Chomsky-Tradition Generativer Grammatik)
  - siehe Stanford PCFG Parser
- **Dependenzbasierte Syntaxmodelle** werden immer wichtiger
  - siehe u.a. spaCy

- Syntaxmodelle von binären Abhängigkeitsrelationen zwischen Wörtern statt Phrasenstruktur-Grammatikregeln (PSG)
- Dependency-Parsing-Modelle können aus **Dependency-Treebanks** induziert werden
  - Dependency-Treebanks können handannotiert sein oder abgeleitet aus PSG-Treebank
- Dependenzanalysen können auch **sekundär aus Analysen mit konstituentenbasierten Parsern** erzeugt werden
  - z. B. beim Stanford-Parser

## 11.3.2 Vorteile von Abhängenzmodellen

- **Relationale Informationen direkt** vorhanden statt indirekt über Position in Strukturbaum  
→ Verwendung z. B. für **Informationsextraktion und semantisches Parsing**
- **Wortgrammatik** = direkte Modellierung von Relation zwischen Wörtern  
→ **keine Lexikalisierung notwendig**
- **Abhängenzgrammatik als Wortgrammatik**  
⇒ **reduziert *sparse data*-Problem bei Parameterabschätzung**

## 11.3.3 *Dependency-Treebanks*

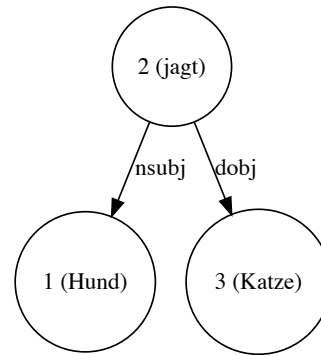
- von Experten erstellte **dependenzsyntaktisch annotierte Korpora**:
  - **relationsannotierte Tokenlisten** = Knoten + Relationen
  - verschiedene Formate: dot-Format, CoNLL-Format
- Einsatz zu **Training und Evaluation** von Dependenz-Parsing-Systemen



Auflistung 1: *dot-Format*

```
digraph G{
1 [label="1 (Hund)"]
2 [label="2 (jagt)"]
3 [label="3 (Katze)"]

2 → 1 [label="nsubj"]
2 → 3 [label="obj"]
}
```

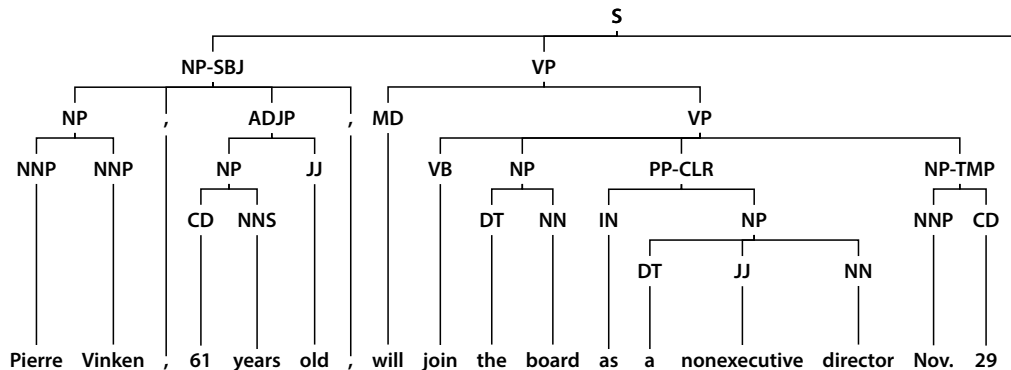
Abbildung 1: *Visualisierung mit graphviz*

## Gewinnung *Dependency-Treebanks* aus PSG-Treebanks:

- **Transformation von kopfannotierten Konstituenten-Bäumen** in einen Dependenzgraph (s. Sitzung 5):
  1. **Finden aller *head-dependent*-Relationen** über *head-finding-rules*
  2. **Labeln der Relationen** über handgeschriebenen Regeln
    - Bestimmung Relationstyp **über Strukturposition**:  
NP mit Mutterknoten S ist subj
    - bei Penn-Treebank: Verwendung **funktionaler Informationen in den Nichtterminalen**: NP-SBJ

## Funktionale Kategorien in Penn Treebank:

- **Grammatische Relationen/funktionale Angaben** in den phrasalen Kategorien, z. B.: NP-SBJ
  - PP-CLR: 'closely related', z. B. für präpositionales Objekt
  - NP-PUT: adverbiales Komplement von *put*
  - NP-ADV: für Kasusadverbial

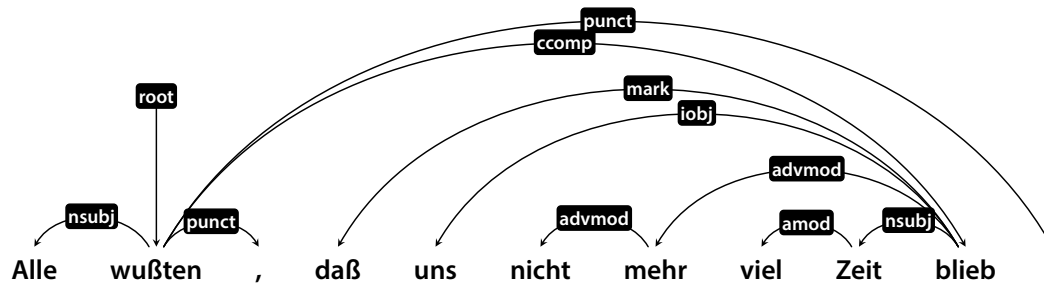


## CoNLL-Dependency-Treebanks:

- CoNLL: Shared Tasks zu **Dependency Parsing**: mit annotierten Treebanks für Evaluation der Systeme
- **UD-Treebanks (>30 Sprachen)** im CoNLL-U-Format:  
→ <http://universaldependencies.org/format.html>
- **TIGER Dependency Bank** (in Dependency-Format konvertiertes TIGER-Korpus, deutsch) verwendet in CoNLL und UD-Treebanks, konvertiert in Stanford bzw. Universal Dependencies

1	Alle	alle	PRON	PIS	Case=Nom..	2	nsubj	_	_
2	wußten	wissen	VERB	VVFIN	Number=Plur..	0	root	_	SpaceAfter=No
3	,	,	PUNCT	\$,	_	2	punct	_	_
4	daß	daß	SCONJ	KOUS	_	10	mark	_	_
5	uns	wir	PRON	PPER	Case=Dat..	10	iobj	_	_
6	nicht	nicht	PART	PTKNEG	Polarity=Neg	7	advmod	_	_
7	mehr	mehr	ADV	ADV	_	10	advmod	_	_
8	viel	viel	ADJ	PIAT	Case=Nom..	9	amod	_	_
9	Zeit	Zeit	NOUN	NN	Case=Nom..	10	nsubj	_	_
10	blieb	bleiben	VERB	VVFIN	Number=Sing..	2	ccomp	_	SpaceAfter=No
11	.	.	PUNCT	\$.	_	2	punct	_	_

Tabelle 1: Satz im CoNLL-Format (deutsches UD-Korpus)



## 11.3.4 Statistische Dependency-Parsing-Modelle

### 1. Übergangsbasiertes Dependenz-Parsing:

- **Stack-basierter Shift-Reduce-Parser**
- **Auswahl des Übergangs** von einem Zustand (*Konfiguration von Stack, Buffer und erkannten Relationen*) zum nächsten **über Klassifikator**
- **Klassifikator: bildet Konfigurationen auf Übergänge ab**
- **trainiert anhand von Dependency-Treebank**

## 2. Graphbasiertes Dependenz-Parsing:

- **Auswahl von am besten bewerteten Baum** im Graph aller möglichen Relationen zwischen den Wörtern eines Satzes
- Lernen der **Gewichte der Relationen** anhand von **Dependency-Treebank**
- Vorteil: **Parsing nicht-projektiver Strukturen** möglich (diskontinuierliche Strukturen)
- Vorteil: **globale Bewertung der Dependenzstruktur von Sätzen** statt lokaler Entscheidungen

## Übergangsbasierte Parsing-Systeme:

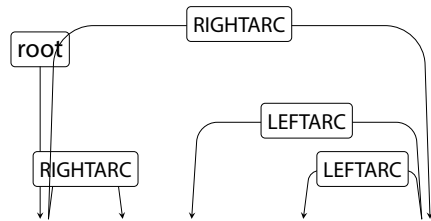
- **Malt-Parser** (Nivre et al.): *transition-based Dependency Parser*
- **Stanford-Dependency-Parser** (Manning et al.):
  - neben der **Transformation von PCFG-geparsten Konstituentenbäumen in Dependenzgraphen** (`englishPCFG.ser.gz`):
  - **Transition-based Dependency-Parsing-Modell:**
    - `englishFactored.ser.gz`: verwendet PCFG-Parser und Dependenz-Parser und vergleicht Ergebnisse
- **spaCy**: *transition-based Dependency-Parsing*; Modelle gelernt mit neuronalen Netzen (<https://spacy.io/models/#architecture>)



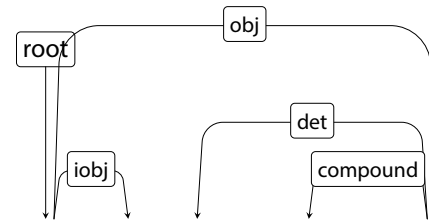
## 11.3.5 Beispiel: Übergangsbasiertes Dependency-Parsing

- **SHIFT-Operation:** Wörter in **Wortliste** (Buffer) auf Stack
  - Stack wird mit **root**-Knoten **initialisiert**
  - **Abschluss**, wenn Wortliste leer und nur noch **root** auf Stack
- **REDUCE-Operation:**
  - statt Ersatz durch Nonterminal (CFG):
  - ⇒ **Hinzufügen von Relation zwischen den beiden obersten Elementen auf dem Stack**
  - ⇒ **Löschen des Dependents vom Stack**

- **2 mögliche REDUCE-Operationen** (je nach Position Kopf):
  - **LEFTARC** (Kopf rechts): the  $\leftarrow$  flights
  - **RIGHTARC** (Kopf links): book  $\rightarrow$  me
- **Einschränkung bei *RIGHTARC***: nur, wenn der Dependent der möglichen Relation nicht Kopf einer der Relationen aus der Menge offener Relationen ist
  - Einschränkung verhindert, dass **Wort zu früh vom Stack** genommen wird
  - dagegen **LEFTARC**: immer möglich (d.h. nur projektive Strukturen, siehe unten)

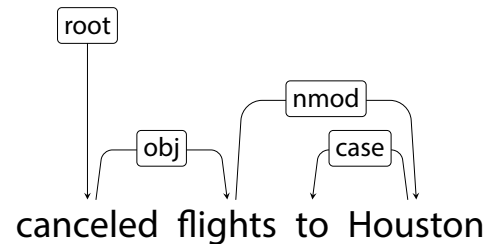
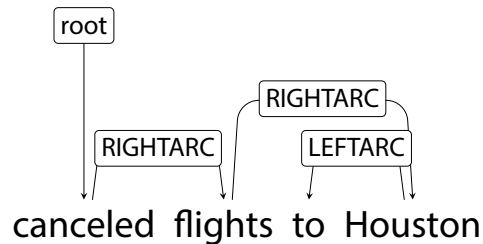


Book me the morning flight



Book me the morning flight

Step	Stack	Word List (Buffer)	Transition	Relation Added
0	[root]	[book, me, the, morning, flight]	SHIFT	
1	[root, book]	[me, the, morning, flight]	SHIFT	
2	[root, book, me]	[the, morning, flight]	RIGHTARC	(book → me)
3	[root, book]	[the, morning, flight]	SHIFT	
4	[root, book, the]	[morning, flight]	SHIFT	
5	[root, book, the, morning]	[flight]	SHIFT	
6	[root, book, the, morning, flight]	[]	LEFTARC	(morning ← flight)
7	[root, book, the, flight]	[]	LEFTARC	(the ← flight)
8	[root, book, flight]	[]	RIGHTARC	(book → flight)
9	[root, book]	[]	RIGHTARC	(root → book)
10	[root]	[]	Done	



	Stack	Word List (Buffer)	Transition	
	[root,canceled,flights]	[to, Houston]	<b>SHIFT oder RIGHTARC ?</b>	
mögliche Übergänge:				Relation Added
SHIFT	[root,canceled,flights,to]	[Houston]		-
RIGHTARC	[root,canceled]	[to, Houston]		(canceled → flights)

## • richtiger Übergang: SHIFT

→ bei RIGHTARC wird *flights* zu früh vom Stack entfernt; Relation (*flights* → *Houston*) wäre dann nicht mehr möglich

## 11.3.6 Evaluation von Dependenz-Parsing-Systemen

- Überprüfung an Testmenge (Teilmenge Dependency-Treebank)
- *unlabeled attachment accuracy*: korrekte Zuweisung Dependent zu Kopf
- *labeled attachment accuracy*: korrekte Zuweisung und korrekte Relation zwischen Dependent und Kopf

## 11.3.7 Regelbasierte Dependenzgrammatiken

- **von Experten erstellte Dependenzgrammatiken**
- **wichtige Dependenzgrammatik-Formalismen:**  
**Bedeutung-Text-Modell ( I.A. Mel'čuk), Word Grammar, Link Grammar, Constraint-Grammar**

- Modellierung über (lexikalisierte) **kontextfreie Grammatiken**  
→ nur projektive Strukturen möglich
- Modellierung über **Constraint-basierte Dependenzgrammatiken**  
→ **Angabe von Wohlgeformtheitsbedingungen**  
→ **Entfernung von Constraint-verletzenden Graphen im Parsing**
- **Constraint-Parsing: Verarbeitung von nicht-projektiven Strukturen**

Auflistung 2: *Dependenzgrammatik*

```
1 grammar = nltk.DependencyGrammar.fromstring("""
2     'shot' → 'I' | 'elephant' | 'in'
3     'elephant' → 'an' | 'in'
4     'in' → 'pajamas'
5     'pajamas' → 'my'
6     """)
7
8 parser =
9     nltk.ProjectiveDependencyParser(grammar)
10
11 for tree in parser.parse(sent):
12     print(tree)
13     tree.draw()
14
15 #(shot I (elephant an (in (pajamas my))))
16 #(shot I (elephant an) (in (pajamas my)))
```



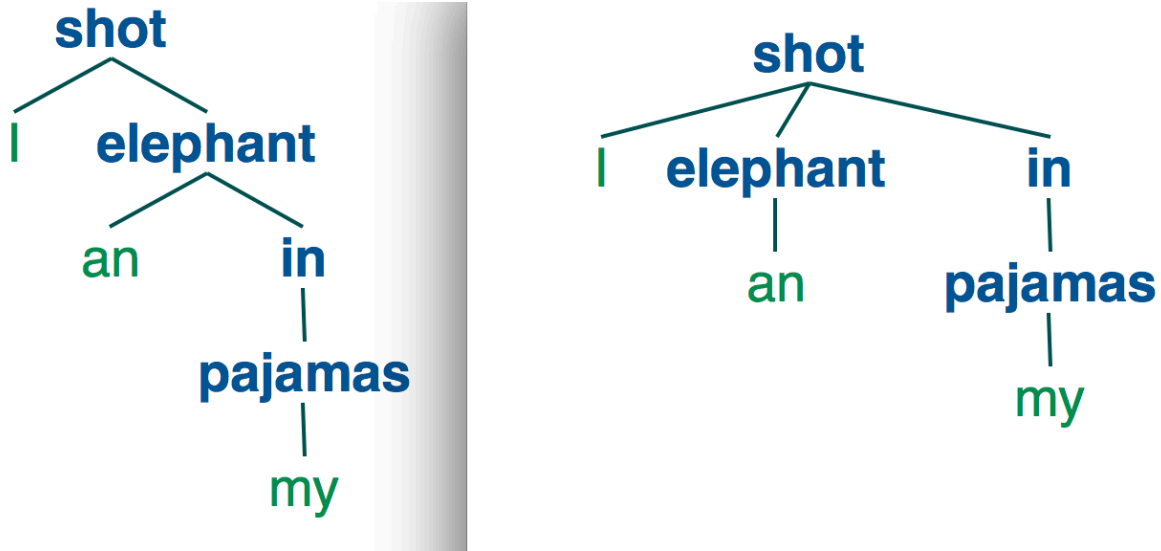
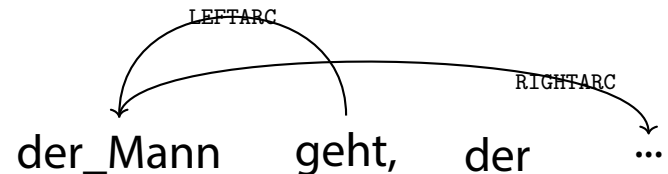
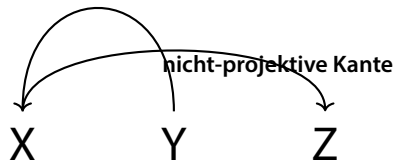


Abbildung 2: Syntaxbäume *Dependenzanalyse (Stemmas)*

## Nichtprojektivität

- **projektive Struktur:** alle Kanten sind **projektiv**, d. h. es gibt einen Pfad vom Kopf der Relation zu jedem Wort zwischen Kopf und Dependent
- **nicht-projektive Struktur:** Überschneidung von Kanten  
→ z. B.: *Dependent eines Wortes folgt nach dessen Kopf*



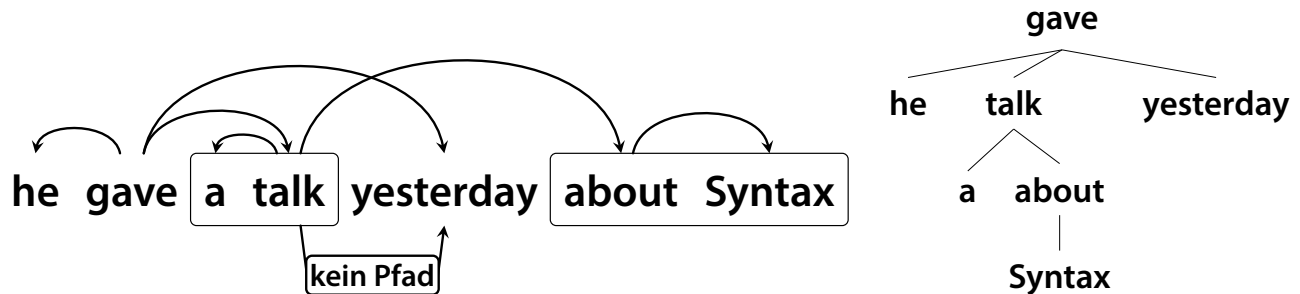


Abbildung 3: *Dependenzanalyse diskontinuierlicher = nicht-projektiver Struktur (mit und ohne Berücksichtigung linearer Ordnung)*

- **linguistisch: nicht-projektive Strukturen** entstehen durch **diskontinuierliche Elemente**  
 → **freie Wortstellung** und *long distance dependencies*

- Dependenzgrammatiken sind **besser** als Konstituentengrammatiken **geeignet, diskontinuierliche Strukturen abzubilden**  
→ Modellierung **relationaler Struktur**, nicht der linearen Anordnung  
→ Dependenzstruktur **abstrahiert von der linearen Anordnung**  
→ **bei Verarbeitung** (Parsing) können **nicht-projektive Strukturen aber problematisch** sein
- bei **Ableitung Dependenzgrammatik** von PSG-Treebanks durch *head-finding-rules* ergeben sich **automatisch projektive** Strukturen

## 11.4 \**Probabilistisches Parsing* (Zusatz)

- **Suche der wahrscheinlichsten Ableitung:**

$$\arg \max P(T|S) = \arg \max P(T)$$

- **Suche aller Ableitungen** und Berechnung ihrer Wahrscheinlichkeiten wird **bei großen Grammatiken sehr aufwendig**
- **besser: probabilistische Varianten von Chart-Parsing-Algorithmen** wie CYK- oder Earley-Algorithmus

- Verwendung statistischer Informationen in **dynamischer Programmierung** zum effizienten Auffinden der wahrscheinlichsten (Teil)bäume

- **PCFG-Version des Viterbi-Algorithmus** (analog zu HMM): **Finden der wahrscheinlichsten verborgenen Zustandsfolge** (*Ableitung*  $T$ ), die die beobachtete Sequenz emittiert (*Satz*  $S$ )
  - Bestimmung des **wahrscheinlichsten Baumes** durch Zurückgreifen auf **berechnete Teilbäume**
  - die **Wahrscheinlichkeit größerer Teilbäume** ergibt sich **aus den Wahrscheinlichkeiten der kleineren**, da aufgrund der Kontextfreiheit die Wahrscheinlichkeit eines Teilbaums unabhängig von seiner Position ist
  - **nur die Teilbäume mit höchster Wahrscheinlichkeit** werden behalten und zur Berechnung verwendet

- **Performanz-Optimierung** des Parsings durch Verwendung statistischer Informationen  
→ statt allen möglichen **nur die wahrscheinlichsten Teilergebnisse verwenden**



- `nlk.ViterbiParser`
  - **Bottom-up-PCFG-Parser**
  - berechnet inkrementell (beginnend mit Spanne Länge 1) die **wahrscheinlichsten (Teil)bäume** durch Ausfüllen einer '***Most Likely Constituents Table***'
- für **gegebene Spanne und Knoten-Wert** (LHS einer Regel):
  - Suche nach **Folgen von Tabellen-Einträgen**, die gemeinsam die **Spanne abdecken**
  - Überprüfung, ob **Tabellen-Einträge die RHS-Werte der Regel als Knotenwerte** haben (LHS der Tabellen-Einträge)

Span	Node	Tree	Prob
[0 : 1]	NP	(NP I)	0.15
[6 : 7]	NP	(NN telescope)	0.5
[5 : 7]	NP	(NP the telescope)	0.2
[4 : 7]	PP	(PP with (NP the telescope))	0.122
[0 : 4]	S	(S (NP I) (VP saw (NP the man)))	0.01365
[0 : 7]	S	(S (NP I) (VP saw (NP (NP the man) (PP with (NP the telescope))))))	0.0004163250

Abbildung 4: *Most Likely Constituents Table (Ausschnitt)*

- Tabelle enthält **nur die wahrscheinlichste Ableitung für eine Spanne und Knoten-Wert**: z. B. wird nur die *NP-attachment*-Variante für Spanne [1 : 7] und Knoten-Wert VP aufgenommen:

[1 : 7] VP (VP saw (NP (NP the man) (PP with (NP the telescope))))  
 [1 : 7] VP (VP saw (NP (NP the man)) (PP with (NP the telescope)))

## Auflistung 3: NLTK: PCFG-Parsing mit Viterbi-Parser

```
1 #http://www.nltk.org/\_modules/nltk/parse/viterbi.html
2 #http://www.nltk.org/book/ch08-extras.html
3
4 grammar = nltk.PCFG.fromstring('''
5     NP    → NNS [0.5] | JJ NNS [0.3] | NP CC NP
6           [0.2]
7     NNS   → "cats" [0.1] | "dogs" [0.2] | "mice"
8           [0.3] | NNS CC NNS [0.4]
9     JJ    → "big" [0.4] | "small" [0.6]
10    CC    → "and" [0.9] | "or" [0.1]
11    ''')
12
13 sent = 'big cats and dogs'.split()
14
15 viterbi_parser = nltk.ViterbiParser(grammar)
```

```
14 for tree in viterbi_parser.parse(sent):
15     print(tree)
16 #(NP (JJ big) (NNS (NNS cats) (CC and) (NNS
    dogs))) (p=0.000864)
17
18 viterbi_parser.trace(3)
19 for tree in viterbi_parser.parse(sent):
20     print(tree)
21
22
23 #Inserting tokens into the most likely
    constituents table...
24 #   Insert: |=...| big
25 #   Insert: |.=..| cats
26 #   Insert: |..=.| and
27 #   Insert: |...=| dogs
```

```
28 #Finding the most likely constituents spanning
    1 text elements...
29 #   Insert: |=...| JJ → 'big' [0.4]
        0.4000000000
30 #   Insert: |.=..| NNS → 'cats' [0.1]
        0.1000000000
31 #   Insert: |.=..| NP → NNS [0.5]
        0.0500000000
32 #   Insert: |..=.| CC → 'and' [0.9]
        0.9000000000
33 #   Insert: |...=| NNS → 'dogs' [0.2]
        0.2000000000
34 #   Insert: |...=| NP → NNS [0.5]
        0.1000000000
35
36
```

```
37 #Finding the most likely constituents spanning
    2 text elements...
38 #   Insert: |=..| NP → JJ NNS [0.3]
        0.0120000000
39 #Finding the most likely constituents spanning
    3 text elements...
40 #   Insert: |.===| NP → NP CC NP [0.2]
        0.0009000000
41 #   Insert: |.===| NNS → NNS CC NNS [0.4]
        0.0072000000
42 #   Insert: |.===| NP → NNS [0.5]
        0.0036000000
43 #   Discard: |.===| NP → NP CC NP [0.2]
        0.0009000000
44 #   Discard: |.===| NP → NP CC NP [0.2]
        0.0009000000
```

```
45 #Finding the most likely constituents spanning  
    4 text elements...  
46 #   Insert: |===| NP → JJ NNS [0.3]  
           0.0008640000  
47 #   Discard: |===| NP → NP CC NP [0.2]  
           0.0002160000  
48 #   Discard: |===| NP → NP CC NP [0.2]  
           0.0002160000  
49 #(NP (JJ big) (NNS (NNS cats) (CC and) (NNS  
    dogs))) (p=0.000864)
```

- `nltk.parse.pchart` = **Klasse von Bottom-up-PCFG-Chart-Parsern**
- **Chart-Parsing mit zusätzlicher Datenstruktur *edge queue***, deren **Sortierung** die Reihenfolge der Abarbeitung der Zustände festlegt  
→ ***edge*** in Chart-Parsing nach Kay = **Zustand** bei Earley/CYK
- im Gegensatz zu Viterbi-Parser wird **nicht nur die wahrscheinlichste Ableitung** gefunden, sondern die **n-besten Ableitungen**
- Verwendung von **statistischen Daten zur Sortierung**



- **Strategien zur Sortierung des *edge queues*:**
  - **Lowest Cost First** = `nltk.InsideChartParser`
    - **Sortierung nach Wahrscheinlichkeit** der Ableitungen
    - findet immer die **optimale** Lösung (wahrscheinlichste Ableitung)
    - **Problem: kürzere Teilergebnisse haben üblicherweise eine höhere Wahrscheinlichkeit** ( $P = \text{Produkt der Regelwahrscheinlichkeiten}$ ) und werden so zuerst abgearbeitet; **vollständige Ableitung wird erst spät produziert**

- **Best-First Search** = `nltk.LongestChartParser`
  - **Sortierung nach Länge** (für vollständige Ableitung: längste Spanne gesucht)
  - i. A. **schneller** als *Lowest Cost First*
  - garantiert nicht, dass optimale Ableitung gefunden wird

- **Beam Search (Pruning)** = `nltk.InsideChartParser(grammar, beam_size=20)`
  - *Lowest-Cost-First*, aber **nur die n-besten partiellen Ergebnisse behalten** (= Pruning)
  - **schneller** als *Lowest-Cost-First* ohne Pruning
  - garantiert nicht, dass optimale Ableitung gefunden wird
  - garantiert nicht, dass überhaupt eine Ableitung gefunden wird (wenn notwendige *edges* fehlen)

## Auflistung 4: NLTK: PCFG-Parsing mit ChartParser

```
1 #http://www.nltk.org/\_modules/nltk/parse/pchart.html
2 #http://www.nltk.org/book/ch08-extras.html
3
4 inside_parser = nltk.InsideChartParser(grammar)
5 longest_parser =
    nltk.LongestChartParser(grammar)
6 beam_parser = nltk.InsideChartParser(grammar,
    beam_size=20)
7
8 for tree in inside_parser.parse(sent):
9     print(tree)
10 #\(NP \(JJ big\) \(NNS \(NNS cats\) \(CC and\) \(NNS
    dogs\)\)\) \(p=0.000864\)
11 #\(NP \(NP \(JJ big\) \(NNS cats\)\) \(CC and\) \(NP
    \(NNS dogs\)\)\) \(p=0.000216\)
```