

Übersicht

III Statistisches Parsing - PCFGs und Dependency Parsing

11 Probabilistische kontextfreie Grammatiken

11.1 Erweiterungen von CFG-Grammatiken

11.2 Statistische Erweiterungen

11.2.1 Probabilistische kontextfreie Grammatik (PCFG)

11.2.2 Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten

11.2.3 Probabilistisches Parsing

Teil III.

**Statistisches Parsing -
PCFGs und Dependency
Parsing**

11. Probabilistische kontextfreie Grammatiken

11.1. Erweiterungen von CFG-Grammatiken

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.

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

11.2. Statistische Erweiterungen

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

$S \rightarrow NP VP \ 1$

$PP \rightarrow P NP \ 1$

$NP \rightarrow DET N \ 0.5$

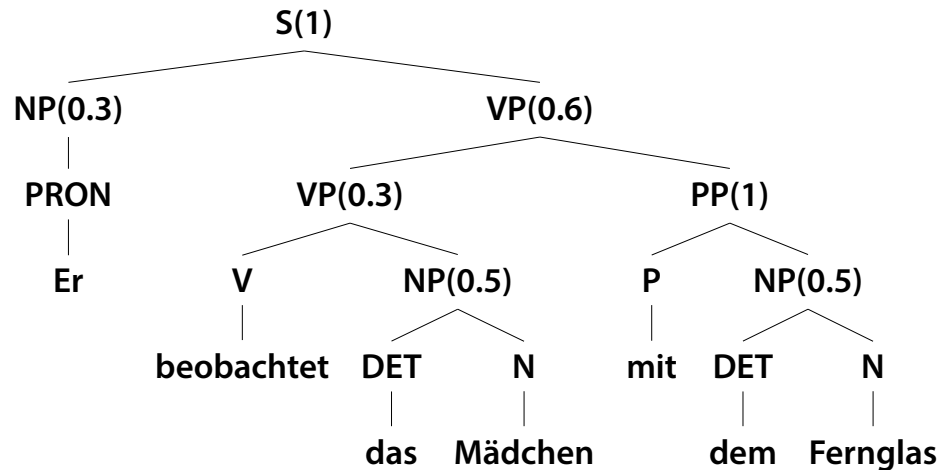
$NP \rightarrow PRON \ 0.3$

$NP \rightarrow NP PP \ 0.2$

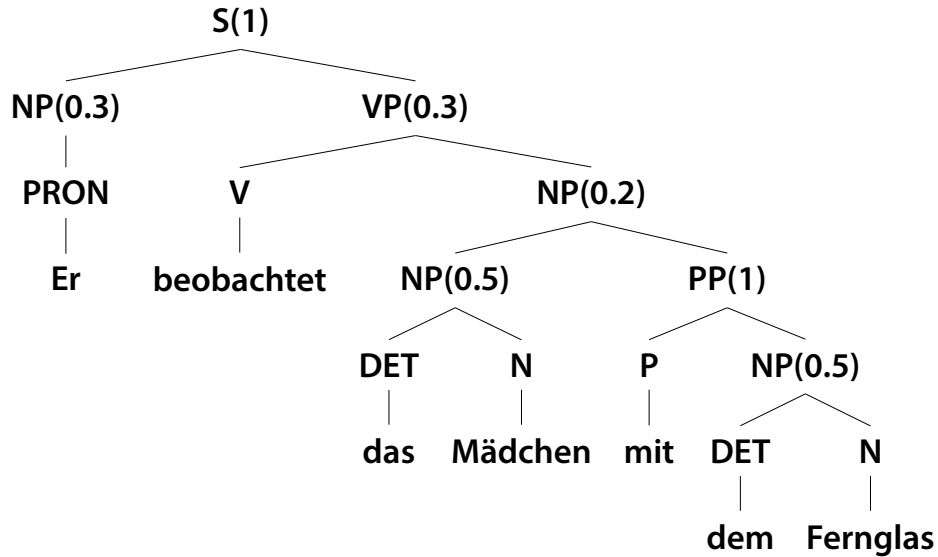
$VP \rightarrow V \ 0.1$

$VP \rightarrow V NP \ 0.3$

$VP \rightarrow VP PP \ 0.6$



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



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

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

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

Auflistung 1: *NLTK: Probabilistische kontextfreie Grammatik (PCFG)*

```

1 grammar1 = nltk.PCFG.fromstring("""
2     S → NP VP [1.0]
3     PP → P NP [1.0]
4     NP → Det N [0.8] | Det N PP [0.1] | 'I'
        [0.1]
5     VP → V NP [0.8] | VP PP [0.2]
6     Det → 'an' [0.7] | 'my' [0.3]
7     N → 'elephant' [0.5] | 'pajamas' [0.5]
8     V → 'shot' [1.0]
9     P → 'in' [1.0]
10    """)

```

```

15 parser = nltk.ViterbiParser(grammar1)
16
17 for tree in parser.parse(sent):
18     print(tree)
19     #(S
20     #   (NP I)
21     #   (VP
22     #     (VP (V shot) (NP (Det an) (N elephant)))
23     #     (PP (P in) (NP (Det my) (N pajamas))))))
24     (p=0.0005376)
25     #(VP-attachment als wahrscheinlichste
26     #   Ableitung)
27
28

```

```

29 grammar2 = nltk.PCFG.fromstring("""
30     S → NP VP [1.0]
31     PP → P NP [1.0]
32     NP → Det N [0.7] | Det N PP [0.2] | 'I'
        [0.1]
33     VP → V NP [0.8] | VP PP [0.2]
34     Det → 'an' [0.7] | 'my' [0.3]
35     N → 'elephant' [0.5] | 'pajamas' [0.5]
36     V → 'shot' [1.0]
37     P → 'in' [1.0]
38     """)

```

```

44 parser = nltk.ViterbiParser(grammar2)
45 for tree in parser.parse(sent):
46     print(tree)
47 #(S
48 #  (NP I)
49 #  (VP
50 #    (V shot)
51 #    (NP
52 #      (Det an)
53 #      (N elephant)
54 #      (PP (P in) (NP (Det my) (N
    pajamas)))))) (p=0.000588)
55
56 #(NP-attachment als wahrscheinlichste
    Ableitung)

```

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

- **Vorgehen:**
 - **gegeben:** CFG, die in eine PCFG umgewandelt werden soll
 - **gesucht:** relative Häufigkeit der Regeln in Korpus für Gewichtung der CFG-Regeln
 - **Idee:** Parsing eines POS-getaggten Trainingskorpus mit CFG
 - **Problem:** welche Regeln zählen bei ambigen Sätzen (mit mehr als einer Ableitung)?
 - **Lösung:** für jede Ableitung Regeln zählen, aber Gewichtung mit Wahrscheinlichkeit der Ableitung

- **Problem: statistisches Modell** mit definierten Regelwahrscheinlichkeiten **für Berechnung der Ableitungswahrscheinlichkeiten notwendig** (genau dies ist aber gesucht!)
- **Lösung: Annahme, dass alle Ableitungen eines Satzes gleichwahrscheinlich sind (1. Abschätzung)**
 - bei unambigen Sätzen: $P(T) = 1$, bei 2 Abl.: $P(T) = 1/2$
- **Verwendung** der sich aus dieser Abschätzung ergebenden (mit den angenommenen Ableitungswahrscheinlichkeiten gewichteten) **Regelwahrscheinlichkeiten für Erweiterung der CFG zu probabilistischem Modell (PCFG)**

- **erneute Abschätzung (*re-estimate*) der Regelwahrscheinlichkeiten** basierend auf diesem Modell
 - **Parsing** des Korpus mit dem **vorläufigen PCFG-Modell**
 - **Ableitungswahrscheinlichkeiten** zur Gewichtung der Regeln bei ambigen Sätzen ergeben sich **jetzt aus den Regelwahrscheinlichkeiten des vorläufigen Modells**
- **Wiederholen der beiden Schritte (*expectation/maximization*)** bis keine wesentliche Veränderung mehr
 - **sukzessive Verbesserung des Modells** basierend auf den Trainingsdaten

- **Inside-Outside-Algorithmus** kann auch zur *unsupervised* Induktion einer Grammatik verwendet werden (nächste Sitzung)

11.2.3. Probabilistisches Parsing

- **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 1: *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 2: 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
17         dogs))) (p=0.000864)
18
19 viterbi_parser.trace(3)
20 for tree in viterbi_parser.parse(sent):
21     print(tree)
22
23 #Inserting tokens into the most likely
24   constituents table...
25 #   Insert: |=...| big
26 #   Insert: |.=..| cats
27 #   Insert: |..=.| and
28 #   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 3: 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
    \(NNS dogs\)\)\) \(p=0.000216\)
```