Syntax natürlicher Sprachen

11: Grammatikinduktion

A. Wisiorek

Centrum für Informations- und Sprachverarbeitung,
Ludwig-Maximilians-Universität München

16.01.2024

Themen der heutigen Vorlesung

1. Induzierte PCFG-Modelle
   - *Grammar Induction* aus Treebank
   - Normalisierung und *Parent-Annotation*
   - Evaluation von PCFG-Modellen
   - Unabhängigkeitsannahmen
2. Lexikalisierte PCFGs (Kopfannotation)
3. *history-based* PCFGs (*Parent Annotation*)

1. Induzierte PCFG-Modelle

1. Induzierte PCFG-Modelle
   - *Grammar Induction* aus Treebank
   - Normalisierung und *Parent-Annotation*
   - Evaluation von PCFG-Modellen
   - Unabhängigkeitsannahmen
2. Lexikalisierte PCFGs (Kopfannotation)
3. *history-based* PCFGs (*Parent Annotation*)

Data-driven vs. Grammar-driven Models

- **Grammatikentwicklung** (***grammar writing***) ist **aufwendig**
  → *Grammatiken mit* ***von Experten geschriebenen Regeln*** *mit hoher* ***Abdeckung***
- Alternative: **Induktion von Grammatikregeln aus Korpora**
  → ***empirisches Syntaxmodell***
  → *Berücksichtigung* ***relativer Häufigkeiten der Regeln*** ⇒ ***PCFG***
  → *als* ***statistisches Modell****: direkte Verwendung zur* ***Disambiguierung***

1.1. *Grammar Induction* aus Treebank

1. Induzierte PCFG-Modelle
   - *Grammar Induction* aus Treebank
   - Normalisierung und *Parent-Annotation*
   - Evaluation von PCFG-Modellen
   - Unabhängigkeitsannahmen
2. Lexikalisierte PCFGs (Kopfannotation)
3. *history-based* PCFGs (*Parent Annotation*)

PCFG Grammar Induction

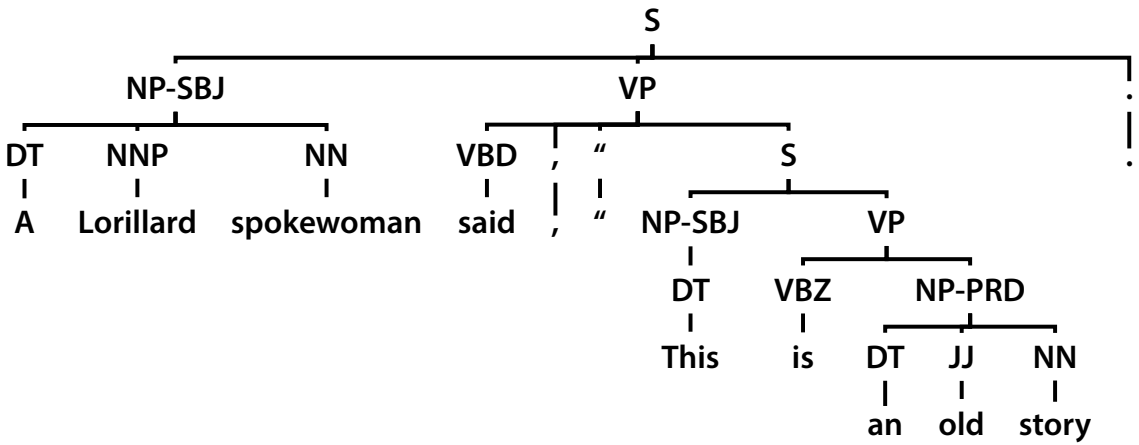
- **Treebank** als **implizite Grammatik**
  $\rightarrow$ *jeder* ***Teilbaum*** *der Tiefe 1 als* ***implizite CFG-Regel***
  $\rightarrow$ ***Expansion eines Nonterminals***
- **Extraktion von CFG-Regeln** aus den Ableitungen der Treebank
- Frequenzbestimmung der Regeln und Berechnung **Regelwahrscheinlichkeiten** über **relative Häufigkeiten** ($\Rightarrow$ PCFG)
  $\rightarrow$ ***Gewichtung*** *insbesondere* ***bei induzierter Grammatik notwendig****:*
  viele Regeln $\Rightarrow$ *hohe Ambiguität*
- Anwendung von **Smoothing und Normalisierung**

Treebank Annotationsschema

- **Form der induzierten Grammatik** hängt stark vom **Annotationsschema** der dem Training des Modells zugrundeliegenden Treebank ab:
  - **flache Grammatik = viele Regel-types:**
    $\rightarrow$ *Penn-Treebank: 1 Mill. Worttokens, 1 Mill. nicht-lexikalische Regel-tokens, 17.500 Regel-types*
    $\rightarrow$ *z. B. jedes PP-Adjunkt mit eigener Regel:*
    $VP \rightarrow V\ PP$, $VP \rightarrow V\ PP\ PP$, $VP \rightarrow V\ PP\ PP\ PP$ *usw.*
  - **tiefere Bäume: mehr Nonterminale, weniger Regel-types**:
    $\rightarrow$ *z. B. X-Bar:*
    $VP \rightarrow V'$, $V' \rightarrow V'\ PP$, $V' \rightarrow V$

Extrahierte Regeln aus Penn-Treebank-Baum

```
NP-SBJ -> DT NNP NN [0.5]
DT -> 'A' [0.333333]
NNP -> 'Lorillard' [1.0]
NN -> 'spokewoman' [0.5]
VP -> VBD , `` S [0.5]
VBD -> 'said' [1.0]
, -> ',' [1.0]
`` -> '``' [1.0]
S -> NP-SBJ VP [1.0]
NP-SBJ -> DT [0.5]
DT -> 'This' [0.333333]
VP -> VBZ NP-PRD [0.5]
VBZ -> 'is' [1.0]
NP-PRD -> DT JJ NN [1.0]
DT -> 'an' [0.333333]
JJ -> 'old' [1.0]
NN -> 'story' [0.5]
. -> '.' [1.0]
```



Stanford-PCFG-Parser

- basiert auf **aus Treebanks extrahierten PCFG**-Modellen
  $\rightarrow$ *https://nlp.stanford.edu/software/lex-parser.shtml*
- Trainingskorpus des englischen Modells (`englishPCFG.ser.gz`):
  Penn Treebank
- Trainingskorpus des deutschen Modells (`germanPCFG.ser.gz`):
  NEGRA Korpus

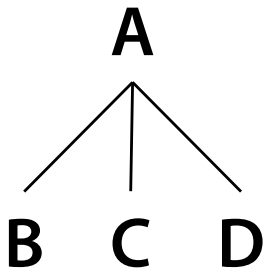
1.2. Normalisierung und *Parent-Annotation*

1. Induzierte PCFG-Modelle
   - *Grammar Induction* aus Treebank
   - Normalisierung und *Parent-Annotation*
   - Evaluation von PCFG-Modellen
   - Unabhängigkeitsannahmen
2. Lexikalisierte PCFGs (Kopfannotation)
3. *history-based* PCFGs (*Parent Annotation*)

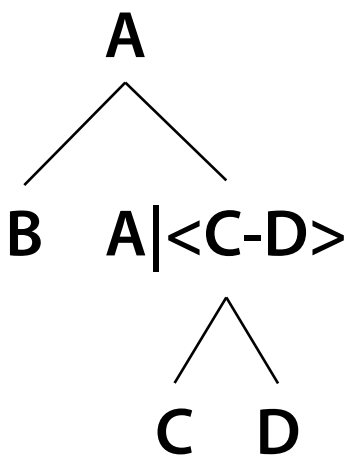
Normalisierung durch Chomsky-Normalform

- Einschränkung der Form von CFG-Regeln:
  $\Rightarrow$ **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***)

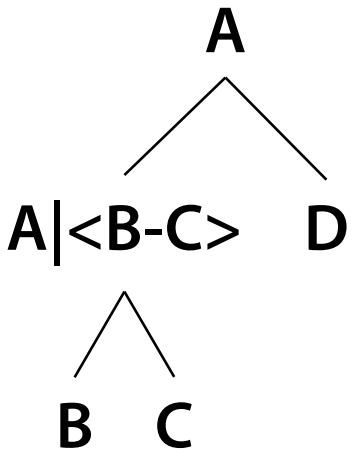
Original:



Right-Factored:



Left-Factored:



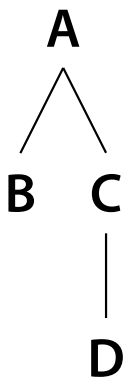
Anwendungsgebiete Chomsky-Normalform

- 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*** ($A \rightarrow A\ B$):
    $VP \rightarrow V\ PP$
    $VP \rightarrow VP\ PP$

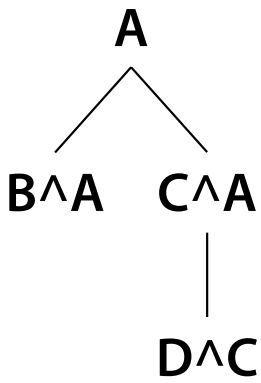
Parent Annotation

- Kategorie des **Mutterknoten in Kategoriensymbol** aufnehmen
- Modellierung von **Kontext** $\rightarrow$*history-based PCFGs*
- ergibt anderes PCFG-Modell: **mehr Nichtterminale, andere Gewichtung**

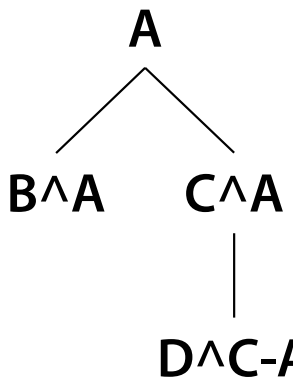
Original:



Parent Annotation:



+Grandparent Annot.:



1.3. Evaluation von PCFG-Modellen

1. Induzierte PCFG-Modelle
   - *Grammar Induction* aus Treebank
   - Normalisierung und *Parent-Annotation*
   - Evaluation von PCFG-Modellen
   - Unabhängigkeitsannahmen
2. Lexikalisierte PCFGs (Kopfannotation)
3. *history-based* PCFGs (*Parent Annotation*)

Evaluation

- Messen der **Güte von Grammatikmodellen/Parsern** durch Parsen von Sätzen einer **Testmenge**
  $\rightarrow$ ***Teilmenge einer hand-annotierten Treebank*** $=$
  gold-standard-Ableitungen, z. B. von Penn-Treebank
- **PARSEVAL-Maße (Black et al. 1991)**: Übereinstimmung von Konstituenten in den Ableitungen von **geparsten Daten (Ableitungshypothese H)** mit denen der **Test-Daten (Referenz-Ableitung R)**
  $\rightarrow$ *Konstituente ist* ***korrekt*** *wenn Übereinstimmung in* ***Nichtterminal-Symbol*** *und* ***Spanne (gleicher Start- und Endpunkt)***

Evaluationskriterien

- **Recall** $= \frac{(\text{Anzahl von korrekten Konstituenten in Hypothese})}{(\text{Anzahl von Konstituenten in Referenz-Ableitung})}$
- **Precision** $= \frac{(\text{Anzahl von korrekten Konstituenten in Hypothese})}{(\text{Anzahl von allen Konstituenten in Hypothese})}$

  $\rightarrow$ *Hypothese: (A) (B C D)*

  $\rightarrow$ *Referenz: (A) (B) (C) (D)*

  $\rightarrow$ *Recall = 1/4; Precision: 1/2*
- **cross-brackets**: Anzahl an Konstituenten mit **((A B) C)** in Ableitungshypothese aber **(A (B C))** in Referenz-Ableitung
- **moderne Parser**: ca. **90% Precision und Recall**, ca. **1% cross-brackets**-Konstituenten (trainiert und getestet mit Penn-Treebank)

1.4. Unabhängigkeitsannahmen

1. Induzierte PCFG-Modelle
   - *Grammar Induction* aus Treebank
   - Normalisierung und *Parent-Annotation*
   - Evaluation von PCFG-Modellen
   - Unabhängigkeitsannahmen
2. Lexikalisierte PCFGs (Kopfannotation)
3. *history-based* PCFGs (*Parent Annotation*)

2 Unabhängigkeitsannahmen von PCFGs

1. **Annahme Unabhängigkeit von lexikalischem Material**
   $\rightarrow$ *Wahrscheinlichkeiten von Teilbäumen sind unabhängig von Terminalen*
2. **Annahme Unabhängigkeit von Kontext**
   $\rightarrow$ *Wahrscheinlichkeiten von Teilbäumen sind unabhängig von Elternknoten*

- **Zurücknahme von Unabhängigkeitsannahmen:**
  $\Rightarrow$ **beschreibungsadäquatere Syntaxmodelle**
  $\Rightarrow$ Berücksichtigung **linguistischer Abhängigkeiten**

Entsprechende Modelle

1. Berücksichtigung **lexikalischer Abhängigkeiten:**
   $\Rightarrow$ ***lexikalisierte PCFGs***
   $\Rightarrow$ Auflösung **lexikalischer Ambiguität**
2. Berücksichtigung **struktureller Abhängigkeiten zwischen Regeln:**
   $\Rightarrow$ ***history-based PCFGs***
   $\Rightarrow$ Auflösung **kontextabhängiger struktureller Ambiguität**

2. Lexikalisierte PCFGs (Kopfannotation)

1. Induzierte PCFG-Modelle
   - *Grammar Induction* aus Treebank
   - Normalisierung und *Parent-Annotation*
   - Evaluation von PCFG-Modellen
   - Unabhängigkeitsannahmen
2. Lexikalisierte PCFGs (Kopfannotation)
3. *history-based* PCFGs (*Parent Annotation*)

Lexikalisierte PCFGs

- PCFGs basierend auf einfachen CFG-Regeln:
  $\Rightarrow$ nur **strukturelle Disambiguierung**
- Probleme mit **lexikalisch determinierter Ambiguität**, z. B. bei **Subkategorisierung** oder **PP-Attachment**
- **statisches Modellierung lexikalischer Abhängigkeiten**
- bekannter lexikalisierter Parser: Collins Parser (Collins, 1999)

Vorgehen Lexikalisierung

- **buttom-up-Annotation** nichtterminaler Kategorien **mit lexikalischer Information** (Kopf-Perkolation): `VP(kennt)`
- auch Annotation mit **Part-of-Speech-Tag** möglich: `NP(er, PRON)`

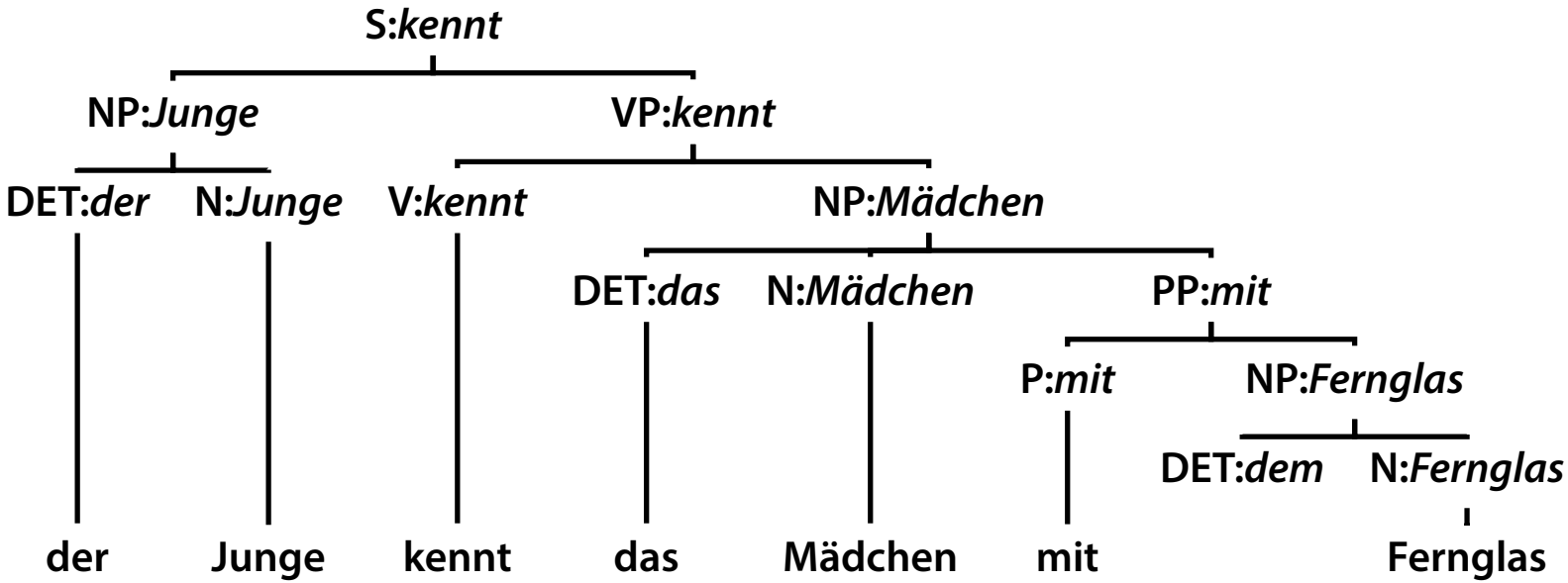
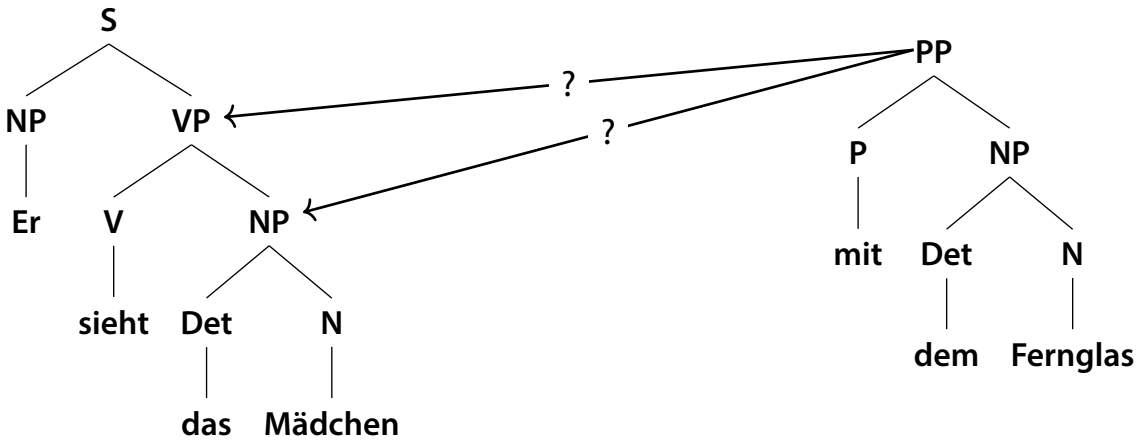


Abbildung: Beispiel für lexikalisierte Phrasenstruktur

PP-Attachment

- strukturelle Ambiguität:
  NP- oder VP-Anbindung?
  $\Rightarrow$ 2 strukturelle Lesarten:
  $\rightarrow$ *(VP V (NP N PP))*
  $\rightarrow$ *(VP V (NP N) PP)*



- **unlexikalisierte PCFG**: immer Entscheidung für eine Variante
  $\rightarrow$ *z. B.* ***englisches Trainigskorpus: NP-Attachment-Frequenz etwas höher***

- häufig: Anbindung lexikalisch konditioniert (**lexikalische Abhängigkeit**):
  - **Bevorzugung von VP-Anbindung**: *Sie stellt die Blumen ins Wasser.*
    $\rightarrow$ *ins Wasser ist* ***Adverbial***
  - **Bevorzugung von NP-Anbindung**: *Der Junge kennt das Mädchen mit dem Fernglas.*
    $\rightarrow$ *mit dem Fernglas ist* ***nominales Attribut***

Subkategorisierung

- **statisches Modellierung Subkategorisierung** statt regelbasiert über Subkategorisierungsrahmen
- **transitive Verben:** hohe Wahrscheinlichkeit $\mathtt{P(VP \rightarrow V\ NP)}$
  $\rightarrow \mathit{P(V\ NP\ |\ VP,\ sehen) > P\ (V\ |\ VP,\ sehen)}$
- **intransitive Verben:** hohe Wahrscheinlichkeit $\mathtt{P(VP \rightarrow V)}$
  $\rightarrow \mathit{P(V\ |\ VP,\ laufen) > P\ (V\ NP\ |\ VP,\ laufen)}$

Probleme lexikalisierter PCFGs

- **Modell** wird **sehr groß**
  $\rightarrow$ *Grund:* ***viel mehr Ereignisse*** *durch lexikalisierte Regeln*
  $\rightarrow$ ***Regelvervielfachung:***
  VP(sieht) $\rightarrow$ *V(sieht) NP(Mädchen)*
  VP(kennt) $\rightarrow$ *V(kennt) NP(Mädchen)*
- **umfangreiche Trainingsdaten** notwendig für Parameterabschätzung des Modells
- **neue Abschätzung** für Regelwahrscheinlichkeiten notwendig
  $\rightarrow$ ***MLE-Abschätzung*** *über* $P(\alpha \rightarrow \beta|\alpha) = \frac{count(\alpha \rightarrow \beta)}{count(\alpha)}$ *ist* ***zu spezifisch***
  $\rightarrow$ ***geht meistens gegen 0,*** *da* ***nur sehr wenige Instanzen*** *der lexikalisierten Regeln in Trainingskorpus vorhanden*

Backoff wegen *sparse data*

- ***sparse data***-Problem aufgrund von in Trainingsdaten **ungesehenen Wörtern/Instanzen** ($\Rightarrow$ keine Regel vorhanden)
  $\rightarrow$ *Lösung:* ***Backoff*** *=* ***Verzicht auf Lexikalisierung*** *bei* ***unbekanntem*** *lexikalischen Kopf*
- dazu notwendig: **Smoothing** (Glättung der Regelwahrscheinlichkeiten)
  $\rightarrow$ ***Reservierung von Wahrscheinlichkeitsmasse*** *für Regeln bei Backoff bei ungesehenen Köpfen*
  $\rightarrow$ *Zuordnung von Wahrscheinlichkeit für Regel mit* ***ungesehenem Kopf***
  $\rightarrow$ *z. B.* ***Laplace-Smoothing****: zu jeder Häufigkeit im Korpus:* ***Wert addieren*** *(1 =* ***Add-One-Smoothing****)* $\Rightarrow$ *Backoff-Regel:* $P > 0$
- **Backoff bei Collins Parser**: unbekannte Köpfe aus Testmenge und aus Trainingsmenge mit Frequenz < 6 werden mit `UNKNOWN` ersetzt

3. *history-based* PCFGs (*Parent Annotation*)

1. Induzierte PCFG-Modelle
   - *Grammar Induction* aus Treebank
   - Normalisierung und *Parent-Annotation*
   - Evaluation von PCFG-Modellen
   - Unabhängigkeitsannahmen
2. Lexikalisierte PCFGs (Kopfannotation)
3. *history-based* PCFGs (*Parent Annotation*)

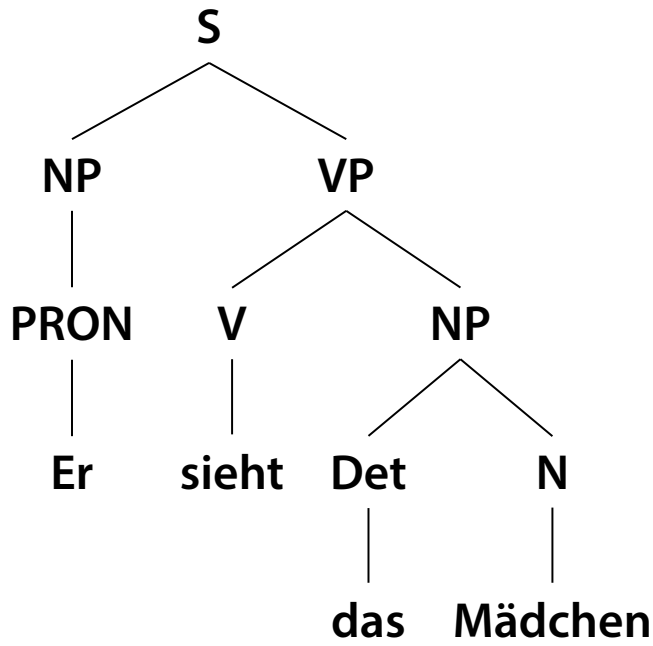
history-based PCFGs

- Berücksichtigung **Abhängigkeit Expansion von Kontext**
  $\rightarrow$ ***Regelauswahl abhängig von vorheriger Regelauswahl***
  $\rightarrow$ *Wahrscheinlichkeit einer Expansion ist abhängig von der* ***Position im Strukturbaum***
- z. B. **unterschiedliche Expansionswahrscheinlichkeiten für NPs** in Subjekt- bzw. Objektposition
  $\rightarrow$ ***Subjekt-NP*** *(S-dominiert) erweitert* ***wahrscheinlicher zu Pronomen als Objekt-NP*** *(VP-dominiert)*
  $\rightarrow$ $P(NP \rightarrow PRON|S) > P(NP \rightarrow PRON|VP)$
  $\rightarrow$ $P(PRON|NP,S) > P(PRON|NP,VP)$

- Grund = **Informationsstruktur**
  $\rightarrow$ ***Subjekt*** *typischerweise Topik =* ***bekannte Information****, die durch Pronomen ausgedrückt wird*

	Pronomen	Nicht-Pronomen
Subjekt	91%	9%
Objekt	34%	66%

Abbildung: Verteilung der Form von Subjekt und Objekt in englischem Korpus (nach Francis et al., 1999, vgl. SLP2, 502)



erwünschte Regelgewichtung Subjekt (S-dominiert):

NP $\rightarrow$ PRON **0.91**

NP $\rightarrow$ DET N 0.09

erwünschte Regelgewichtung Objekt (VP-dominiert):

NP $\rightarrow$ PRON 0.34

NP $\rightarrow$ DET N **0.66**

normale PCFG (keine Differenzierung, Daten aus Korpus):

NP $\rightarrow$ PRON **0.25**

NP $\rightarrow$ DET N **0.28**

Lösung: Splitting NP-Kategoriensymbol (*parent annotation*):

NP^S $\rightarrow$ PRON 0.91

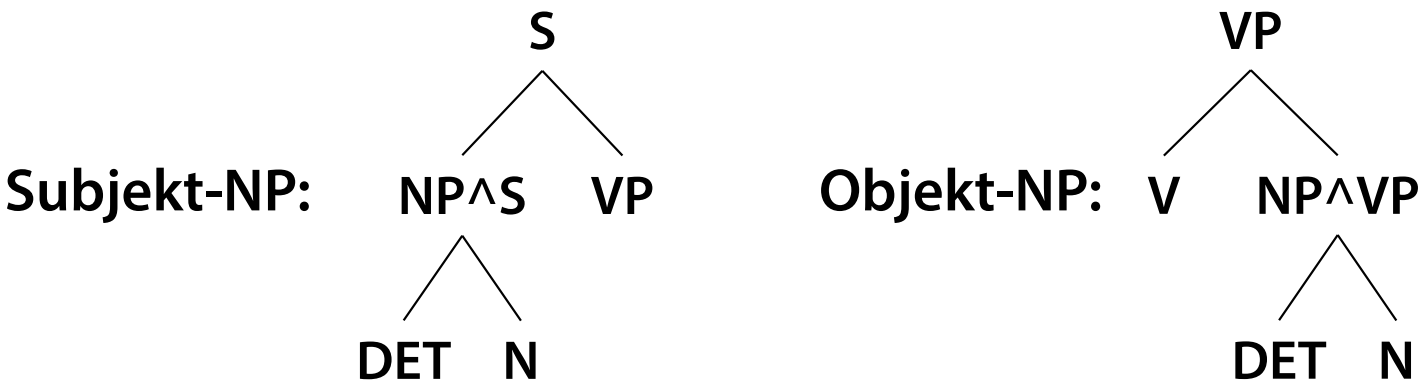
NP^S $\rightarrow$ DET N 0.09

NP^VP $\rightarrow$ PRON 0.34

NP^VP $\rightarrow$ DET N 0.66

Vorgehen

- **Annotation** nichtterminaler Kategorien **mit Kategorie des Mutterknotens** (= *history*)
  $\Rightarrow$ ***Parent Annotation*** **(Splitting von Nicht-Terminalen)**
  $\rightarrow$ *Subjekt-NP:* $NP\hat{}S$
  $\rightarrow$ *Objekt-NP:* $NP\hat{}VP$



Probleme von *history-based* PCFGs

- **ähnlich** wie bei **Lexikalisierung**, aber weniger stark ausgeprägte Regelvervielfachung durch *parent annotation*
  $\rightarrow$ *sparse data:* ***unbekannte Vorgängerkategorie***
- kleinere Regelmenge durch **selektive *parent annotation***
  $\rightarrow$ ***nur*** *Splitten, wenn* ***accuracy erhöht*** *wird*