Syntax natürlicher Sprachen

Vorlesung 11: Statistische Syntaxmodelle

A. Wisiorek

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

17.01.2023

1. Erweiterungen von CFG-Grammatiken

- Erweiterungen von CFG-Grammatiken
 - Grammatikentwicklung
 - Disambiguierung durch statistische Modelle
- PCFGs: Probabilistische kontextfreie Grammatiker
 - PCFG: Definitionen
 - Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten
- *Probabilistische CFG-Parsing-Algorithmen
- 4 Dependenzbasierte Modelle
 - Dependency-Treebanks
 - Statistische Dependency-Parsing-Modelle
 - Übergangsbasiertes Shift-Reduce-Dependency-Parsing
 - Regelbasierte Dependenzgrammatiken

1.1. Grammatikentwicklung

- Erweiterungen von CFG-Grammatiken
 - Grammatikentwicklung
 - Disambiguierung durch statistische Modelle
- PCFGs: Probabilistische kontextfreie Grammatiken
 - PCFG: Definitionen
 - Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten
- *Probabilistische CFG-Parsing-Algorithmen
- Dependenzbasierte Modelle
 - Dependency-Treebanks
 - Statistische Dependency-Parsing-Modelle
 - Übergangsbasiertes Shift-Reduce-Dependency-Parsing
 - Regelbasierte Dependenzgrammatiken

Grammatik-Entwicklung

- Ziel automatischer Syntaxanalyse:
 - → Entwicklung von Grammatik mit hoher **Abdeckung/coverage**
 - → beschreibungsadäquates **Modell der syntaktischen Struktur eines sehr großen Ausschnitts** einer natürlichen Sprache
- Unifikationsgrammatiken:
 - ightarrow modellieren **Agreement, Rektion und Subkategorisierung** über Merkmalconstraints
 - → Erkennung genau der **wohlgeformten Sätze**
 - ightarrow 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:
 - ightarrow hoher Aufwand beim Parsing
 - ightarrow große Anzahl an Ableitungen/Analysen (Ambiguität)
- z. B. durch Ambiguität im Lexikon:

```
[NP Time ] [V flies ] like an arrow.
[V Time ] [NP flies ] like an arrow.
```

[NP Time flies] [V like] an arrow.

1.2. Disambiguierung durch statistische Modelle

- Erweiterungen von CFG-Grammatiken
 - Grammatikentwicklung
 - Disambiguierung durch statistische Modelle
- PCFGs: Probabilistische kontextfreie Grammatiken
 - PCFG: Definitionen
 - Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten
- *Probabilistische CFG-Parsing-Algorithmen
- Dependenzbasierte Modelle
 - Dependency-Treebanks
 - Statistische Dependency-Parsing-Modelle
 - Übergangsbasiertes Shift-Reduce-Dependency-Parsing
 - Regelbasierte Dependenzgrammatiken

Gewichtete Grammatikregeln

- Erweiterung von CFGs um probabilistische Parameter
 - ightarrow **gewichtete Grammatik**: Produktionsregeln erhalten Bewertung
 - \rightarrow erlaubt **Ranking der Ableitungen** eines strukturell ambigen Satzes aufgrund von **Trainingsdaten aus Korpus**
- Disambiguierung über empirisches Modell
 - \rightarrow 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**
 - \rightarrow beste syntaktische Analyse eines Satzes = **die im Sprachgebrauch** häufigste
 - ightarrow graduelle Modellierung von Grammatikalität

Disambiguierung über PCFGs I

- 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 k\u00f6nnen auch im Parsing von Unfikationsgrammatiken (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

Disambiguierung über PCFGs II

- 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

2. PCFGs: Probabilistische kontextfreie Grammatiken

- Erweiterungen von CFG-Grammatiken
 - Grammatikentwicklung
 - Disambiguierung durch statistische Modelle
- PCFGs: Probabilistische kontextfreie Grammatiken
 - PCFG: Definitionen
 - Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten
- *Probabilistische CFG-Parsing-Algorithmen
- Dependenzbasierte Modelle
 - Dependency-Treebanks
 - Statistische Dependency-Parsing-Modelle
 - Übergangsbasiertes Shift-Reduce-Dependency-Parsing

Regelbasierte Dependenzgrammatiken

2. PCFGs 11

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

2. PCFGs 12

2.1. PCFG: Definitionen

- Erweiterungen von CFG-Grammatiken
 - Grammatikentwicklung
 - Disambiguierung durch statistische Modelle
- PCFGs: Probabilistische kontextfreie Grammatiken
 - PCFG: Definitionen
 - Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten
- *Probabilistische CFG-Parsing-Algorithmen
- Dependenzbasierte Modelle
 - Dependency-Treebanks
 - Statistische Dependency-Parsing-Modelle
 - Übergangsbasiertes Shift-Reduce-Dependency-Parsing
 - Regelbasierte Dependenzgrammatiken

2. PCFGs PCFG: Definitionen

PCFG I

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

 $S \rightarrow NP \ VP \ 1.0$ $VP \rightarrow VP \ NP \ 0.4$ $VP \rightarrow VP \ NP \ PP \ 0.6$ $NP \rightarrow NP \ PP \ 0.2$ $NP \rightarrow N \ 0.8$

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

2. PCFGs PCFG: Definitionen

- Ableitung/Baum ist Menge an Regeln/Expansionen
 → Teilbäume mit Tiefe 1
- Wahrscheinlichkeit einer Ableitung T (Tree) als Multiplikation der Wahrscheinlichkeiten ihrer Regeln:

$$P(T) = \prod_{i=1}^{n} P(R_i) = \prod_{i=1}^{n} P(RHS_i|LHS_i)$$

- \rightarrow Iteration über die n Knoten im Baum: **Produkt der Wahrscheinlichkeit** der Expansion des LHS-Knotens von R_i zu RHS-Smbolfolge von R_i
- ightarrow Annahme Unabhängigkeit der Regel-Auswahl

2. PCFGs PCFG: Definitionen

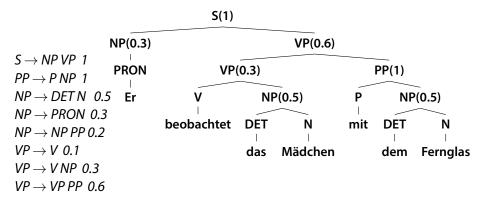
Wahrscheinlichste Ableitung

- zur Disambiguierung muss die wahrscheinlichste Ableitung T* zu einem Satz S gefunden werden:
 - $T^* = arg \max P(T|S) = arg \max \frac{P(T,S)}{P(S)} = arg \max \frac{P(T)}{P(S)}$ • (P(T,S) = P(T)P(S|T), P(S|T) = 1; jeder Baum leitet genau einen Satz ab)
 - $T^* = arg \max P(T)$ (da P(S) konstant fuer ein S, also irrelevant fuer Auswahl Ableitung zu gegebenem Satz)
- Satzwahrscheinlichkeit: Summe der Wahrscheinlichkeiten aller möglichen Ableitungen eines Satzes:

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

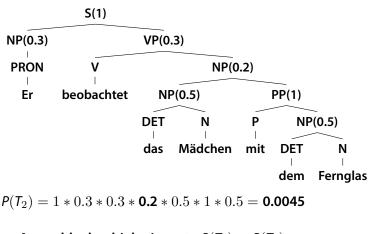
2. PCFGs PCFG: Definitionen

Beispiel-PCFG PP-Attachment-Ambiguität



$$P(T_1) = 1 * 0.3 * 0.6 * 0.3 * 0.5 * 1 * 0.5 = 0.0135$$

2. PCFGs PCFG: Definitionen



$$\Rightarrow$$
 Auswahl adverbialer Lesart : $P(T_1) > P(T_2)$
Grund: $P(VP, PP|VP) > P(NP, PP|NP)$

2. PCFGs PCFG: Definitionen

2.2. Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten

- Erweiterungen von CFG-Grammatiken
 - Grammatikentwicklung
 - Disambiguierung durch statistische Modelle
- PCFGs: Probabilistische kontextfreie Grammatiken
 - PCFG: Definitionen
 - Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten
- *Probabilistische CFG-Parsing-Algorithmen
- Dependenzbasierte Modelle
 - Dependency-Treebanks
 - Statistische Dependency-Parsing-Modelle
 - Übergangsbasiertes Shift-Reduce-Dependency-Parsing
 - Regelbasierte Dependenzgrammatiken

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)

1. Maximum Likelihood Estimation (MLE)

- Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeit als relative Häufigkeit der Expansion des LHS-Nonterminals zu RHS-Symbolfolge in Treebank (syntaktisch annotiertem Korpus)
- $\bullet \ \textit{P}(\alpha \rightarrow \beta | \alpha) = \frac{\textit{count}(\alpha \rightarrow \beta)}{\sum_{\gamma} \textit{count}(\alpha \rightarrow \gamma)} = \frac{\textit{count}(\alpha \rightarrow \beta)}{\textit{count}(\alpha)}$
- Expansionswahrscheinlichkeit:
 - P(RHS|LHS) = P(Expansion|Nonterminal)
 - ightarrow Idee: gute probabilistische Grammatik **maximiert die**
 - Wahrscheinlichkeit der Trainingsdaten

Beispiel: MLE

• Wahrscheinlichkeit für Expansion VP → V NP PP:

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

• $count(VP \rightarrow V NP PP) = 10$ $count(VP \rightarrow V NP) = 50$ $count(VP \rightarrow V) = 40$ $\Rightarrow MLE(VP \rightarrow V NP PP \mid VP) = 1/10$

2. 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

3. *Probabilistische CFG-Parsing-Algorithmen

- Erweiterungen von CFG-Grammatiken
 - Grammatikentwicklung
 - Disambiguierung durch statistische Modelle
- PCFGs: Probabilistische kontextfreie Grammatiken
 - PCFG: Definitionen
 - Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten
- *Probabilistische CFG-Parsing-Algorithmen
- Dependenzbasierte Modelle
 - Dependency-Treebanks
 - Statistische Dependency-Parsing-Modelle
 - Übergangsbasiertes Shift-Reduce-Dependency-Parsing
 - Regelbasierte Dependenzgrammatiken

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

Viterbi-Parser I

- PCFG-Version des Viterbi-Algorithmus (analog zu HMM): Finden der wahrscheinlichsten verborgenen Zustandsfolge (Ableitung T), die die beobachtete Sequenz emitiert (Satz S)
 - → Bestimmung des **wahrscheinlichsten Baumes** durch Zurückgreifen auf berechnete Teilhäume
 - → die **Wahrscheinlichkeit größerer** Teilbäume ergibt sich **aus den Wahrscheinlichkeiten der kleineren**, da aufgrund der Kontextfreiheit die Wahrscheinlichkeit eines Teilbaums unabhängig von seiner Position ist
 - ightarrow 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**

Viterbi-Parser II

- nltk.ViterbiParser
 - \rightarrow 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
[0:1]
       NP
               (NPI)
[6:7]
      NP
               (NN telescope)
[5:7] NP
               (NP the telescope)
[4:7] PP
               (PP with (NP the telescope))
[0:4] S
               (S (NP I) (VP saw (NP the man)))
               (S (NP I) (VP saw (NP (NP the man) (PP with (NP the telescope)))))
[0:7]
```

Abbildung: 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)))
```

Listing 1: NLTK: PCFG-Parsing mit Viterbi-Parser

```
#http://www.nltk.org/_modules/nltk/parse/viterbi.html
   #http://www.nltk.org/book/ch08-extras.html
2
3
4
   grammar = nltk.PCFG.fromstring('''
     NP -> NNS [0.5] | JJ NNS [0.3] | NP CC NP [0.2]
     NNS -> "cats" [0.1] | "dogs" [0.2] | "mice" [0.3] |
6
        NNS CC NNS [0.4]
   JJ -> "big" [0.4] | "small" [0.6]
     CC -> "and" [0.9] | "or" [0.1]
     111)
10
11
   sent = 'big cats and dogs'.split()
12
13
   viterbi parser = nltk.ViterbiParser(grammar)
14
   for tree in viterbi parser.parse(sent):
       print(tree)
15
  #(NP (JJ big) (NNS (NNS cats) (CC and) (NNS dogs))) (p
16
      =0.000864)
17
18 | viterbi_parser.trace(3)
```

```
print(tree)
   #Inserting tokens into the most likely constituents
      table...
24 | # Insert: | = . . . | big
  # Insert: |.=..| cats
  # Insert: | . . = . | and
  | # Insert: | ... = | dogs
  #Finding the most likely constituents spanning 1 text
      elements...
  | # Insert: | = ... | JJ -> 'big' [0.4]
      0.4000000000
  # Insert: |.=..| NNS -> 'cats' [0.1]
      0.1000000000
  # Insert: |.=..| NP -> NNS [0.5]
      0.0500000000
  # Insert: |..=.| CC -> 'and' [0.9]
     0.9000000000
  # Insert: |...=| NNS -> 'dogs' [0.2]
     CFG-Parsing-Algorithmen
                                                          28
```

for tree in viterbi_parser.parse(sent):

19

25

26 27

28

29

30

31

32

```
0.2000000000
   # Insert: |...=| NP -> NNS [0.5]
34
      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
  # Insert: |.===| NP -> NNS [0.5]
42
      0.0036000000
  # Discard: |.===| NP -> NP CC NP [0.2]
43
     0.0009000000
44
   # Discard: |.===| NP -> NP CC NP [0.2]
      0.0009000000
```

```
#Finding the most likely constituents spanning 4 text
elements...

# Insert: |====| NP -> JJ NNS [0.3]
0.0008640000

# Discard: |====| NP -> NP CC NP [0.2]
0.0002160000

# Discard: |====| NP -> NP CC NP [0.2]
0.0002160000

# (NP (JJ big) (NNS (NNS cats) (CC and) (NNS dogs))) (P
=0.000864)
```

Probabilistische Chart-Parser

- 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
 - \rightarrow findet immer die **optimale** Lösung (wahrscheinlichste Ableitung)
 - → Problem: kürzere Teilergebnisse haben üblicherweise eine höhere Wahrscheinlichkeit (P = 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)
 - \rightarrow *i. A. schneller* als Lowest Cost First
 - ightarrow garantiert nicht, dass optimale Ableitung gefunden wird

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

Listing 2: NLTK: PCFG-Parsing mit ChartParser

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

4. Dependenzbasierte Modelle

- Erweiterungen von CFG-Grammatiken
 - Grammatikentwicklung
 - Disambiguierung durch statistische Modelle
- PCFGs: Probabilistische kontextfreie Grammatiker
 - PCFG: Definitionen
 - Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten
- *Probabilistische CFG-Parsing-Algorithmen
- Dependenzbasierte Modelle
 - Dependency-Treebanks
 - Statistische Dependency-Parsing-Modelle
 - Übergangsbasiertes Shift-Reduce-Dependency-Parsing
 - Regelbasierte Dependenzgrammatiken

Konstituenten- vs. Dependenzgrammatik in CL

- in Computerlinguistik waren historisch Konstituenten-basierte
 Formalismen dominant (Chomsky-Tradition Generativer Grammatik)
 - siehe Stanford PCFG Parser
- aber: Dependenzbasierte Syntaxmodelle werden immer wichtiger
 - siehe u.a. spaCy
 - Syntaxmodelle von binären Abhängigkeitsrelationen zwischen Wörtern statt Phrasenstruktur-Grammatikregeln (PSG)
 - Dependency-Parsing-Modelle k\u00f6nnen aus Dependency-Treebanks induziert werden
 - ightarrow Dependency-Treebanks können handannotiert sein oder abgeleitet aus PSG-Treebank
 - Dependenzanalysen können auch sekundär aus Analysen mit konstituentenbasierten Parsern erzeugt werden
 - \rightarrow z. B. ursprünglich beim Stanford-Parser
 - \rightarrow inzwischen auch natives Dependency-Modell in Stanford-NLP-Tools (stanza = python-Package)

Vorteile von Dependenzmodellen

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

4.3. Dependency-Treebanks

- Erweiterungen von CFG-Grammatiken
 - Grammatikentwicklung
 - Disambiguierung durch statistische Modelle
- 2 PCFGs: Probabilistische kontextfreie Grammatiken
 - PCFG: Definitionen
 - Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten
- *Probabilistische CFG-Parsing-Algorithmen
- Dependenzbasierte Modelle
 - Dependency-Treebanks
 - Statistische Dependency-Parsing-Modelle
 - Übergangsbasiertes Shift-Reduce-Dependency-Parsing
 - Regelbasierte Dependenzgrammatiken

Dependency-Treebanks

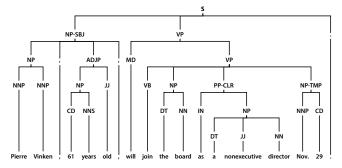
- von Experten erstellte dependenzsyntaktisch annotierte Korpora:
 - relationsannotierte Tokenlisten = Knoten + Relationen
 - verschiedene Formate: dot-Format, CoNLL-Format
- Einsatz zu Training und Evaluation von Dependenz-Parsing-Systemen

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 handgeschrieben Regeln
 - \rightarrow Bestimmung Relationstyp **über Strukturposition**:
 - NP mit Mutterknoten S ist subj
 - → bei Penn-Treebank: Verwendung funktionaler Informationen in den Nichtterminalen: NP-SB I

Funktionale Kategorien in Penn Treebank:

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

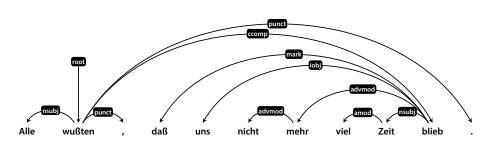


CoNLL-Dependency-Treebanks:

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



4.4. Statistische Dependency-Parsing-Modelle

- Erweiterungen von CFG-Grammatiken
 - Grammatikentwicklung
 - Disambiguierung durch statistische Modelle
- PCFGs: Probabilistische kontextfreie Grammatiken
 - PCFG: Definitionen
 - Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten
- *Probabilistische CFG-Parsing-Algorithmen
- Dependenzbasierte Modelle
 - Dependency-Treebanks
 - Statistische Dependency-Parsing-Modelle
 - Übergangsbasiertes Shift-Reduce-Dependency-Parsing
 - Regelbasierte Dependenzgrammatiken

Typen von Dependency-Parsing-Modellen

- Übergangsbasiertes Dependenz-Parsing:
 - ightarrow Stack-basierter Shift-Reduce-Parser
 - → **Auswahl des Übergangs** von einem Zustand (**Konfiguration** von Stack, Buffer und erkannten Relationen) zum nächsten **über Klassifikator**
 - ightarrow Klassifikator: bildet Konfigurationen auf Übergänge ab
 - ightarrow trainiert anhand von Dependency-Treebank
- 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
 - ightarrow Vorteil: **Parsing nicht-projektiver Strukturen** möglich (diskontinuierliche Strukturen)
 - → Vorteil: **globale Bewertung der Dependenzstruktur von Sätzen** statt lokaler Entscheidungen

Übergangsbasierte Parsing-Systeme

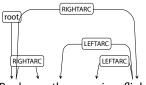
- Malt-Parser (Nivre et al.): transition-based Dependency Parser
- Stanford-Dependency-Parser (Manning et al.):
 - neben der Transformation von PCFG-geparsten Konstituentenbäumen in Dependenzgraphen (englishPCFG.ser.gz):
 - Transition-based Dependency-Parsing-Modell:
 → englishFactored.ser.gz: verwendet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

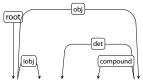
4.5. Übergangsbasiertes Shift-Reduce-Dependency-Parsing

- Erweiterungen von CFG-Grammatiken
 - Grammatikentwicklung
 - Disambiguierung durch statistische Modelle
- PCFGs: Probabilistische kontextfreie Grammatiken
 - PCFG: Definitionen
 - Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten
- *Probabilistische CFG-Parsing-Algorithmen
- Dependenzbasierte Modelle
 - Dependency-Treebanks
 - Statistische Dependency-Parsing-Modelle
 - Übergangsbasiertes Shift-Reduce-Dependency-Parsing
 - Regelbasierte Dependenzgrammatiken

- SHIFT-Operation: Wörter in Wortliste (Buffer) auf Stack
 - → Stack wird mit root-Knoten initialisiert
 - ightarrow Abschluss, wenn Wortliste leer und nur noch root auf Stack
- REDUCE-Operation:
 - \rightarrow 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 ← 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
 - ightarrow Einschränkung verhindert, dass **Wort zu früh vom Stack** genommen wird
 - ightarrow dagegen LEFTARC: immer möglich (d.h. nur projektive Strukturen, siehe unten)

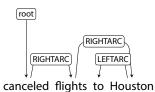


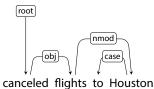


Book me the morning flight

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	$(book \to me)$
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]	0	LEFTARC	$(morning \leftarrow flight)$
7	[root, book, the, flight]	0	LEFTARC	$(the \leftarrow flight)$
8	[root, book, flight]	0	RIGHTARC	$(book \rightarrow flight)$
9	[root, book]	0	RIGHTARC	$(root \rightarrow book)$
10	[root]	0	Done	





	Stack	Word List (Buffer)	Transition	
	[root,canceled,flights]	[to, Houston]	SHIFT oder RIGHTARC ?	
mögliche Übergänge:				Relation Added
SHIFT	[root,canceled,flights,to]	[Houston]		-
RIGHTARC	[root,canceled]	[to, Houston]		$(canceled \rightarrow flights)$

• richtiger Übergang: SHIFT

- \rightarrow bei RIGHTARC wird flights zu früh vom Stack entfernt; Relation (flights
- \rightarrow Houston) wäre dann nicht mehr möglich

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

4.7. Regelbasierte Dependenzgrammatiken

- Erweiterungen von CFG-Grammatiken
 - Grammatikentwicklung
 - Disambiguierung durch statistische Modelle
- PCFGs: Probabilistische kontextfreie Grammatiken
 - PCFG: Definitionen
 - Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten
- *Probabilistische CFG-Parsing-Algorithmen
- Dependenzbasierte Modelle
 - Dependency-Treebanks
 - Statistische Dependency-Parsing-Modelle
 - Übergangsbasiertes Shift-Reduce-Dependency-Parsing
 - Regelbasierte Dependenzgrammatiken

Regelbasierte Dependenzgrammatiken

- von Experten erstellte Dependenzgrammatiken
- wichtige Dependengrammatik-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
 - ightarrow Angabe von Wohlgeformtheitsbedingungen
 - → **Entfernung von Constraint-verletzenden Graphen** im Parsing
- Constraint-Parsing: Verarbeitung von nicht-projektiven Strukturen

Listing 3: Dependenzgrammatik

```
grammar = nltk.DependencyGrammar.fromstring("""
       'shot' -> 'I' | 'elephant' | 'in'
       'elephant' -> 'an' | 'in'
       'in' -> 'pajamas'
      'pajamas' -> 'my'
       """)
6
   parser = nltk.ProjectiveDependencyParser(grammar)
10
   for tree in parser.parse(sent):
11
      print(tree)
12
       tree.draw()
13
  | #(shot I (elephant an (in (pajamas my))))
14 | #(shot I (elephant an) (in (pajamas my)))
```

8

9

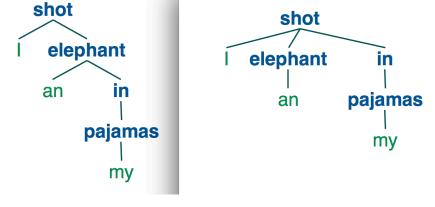
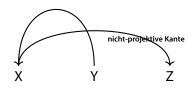
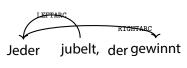


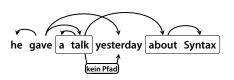
Abbildung: Syntaxbäume Dependenzanalyse (Stemmas)

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







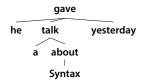


Abbildung: Dependenzanalyse diskontinuierlicher = nicht-projektiver Struktur (mit und ohne Berücksichtigung linearer Ordnung)

- 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

Rückblick auf heutige Themen

- Erweiterungen von CFG-Grammatiken
 - Grammatikentwicklung
 - Disambiguierung durch statistische Modelle
- PCFGs: Probabilistische kontextfreie Grammatiken
 - PCFG: Definitionen
 - Abschätzung der Regelwahrscheinlichkeiten
- *Probabilistische CFG-Parsing-Algorithmen
- Dependenzbasierte Modelle
 - Dependency-Treebanks
 - Statistische Dependency-Parsing-Modelle
 - Übergangsbasiertes Shift-Reduce-Dependency-Parsing
 - Regelbasierte Dependenzgrammatiken