Vorlesung Semantic Web

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

Vorlesung im Wintersemester 2011/2012

Dr. Heiko Paulheim

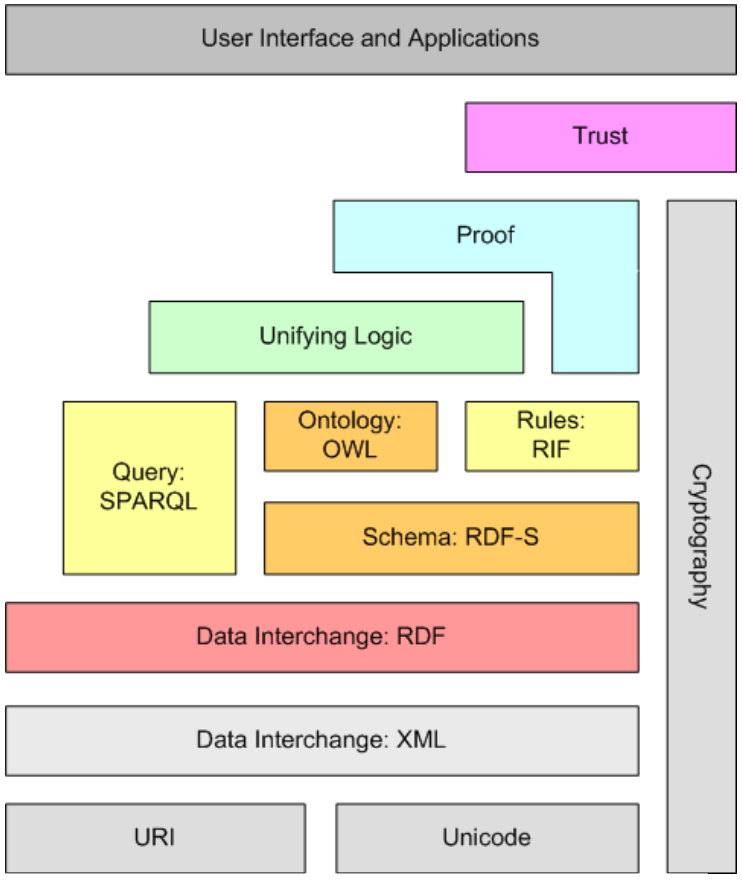
Fachgebiet Knowledge Engineering

Semantic Web – Aufbau

here be dragons...

Semantic-Web-Technologie (Fokus der Vorlesung)

Technische Grundlagen



Berners-Lee (2009): *Semantic Web and Linked Data*
http://www.w3.org/2009/Talks/0120-campus-party-tbl/

Was bisher geschah

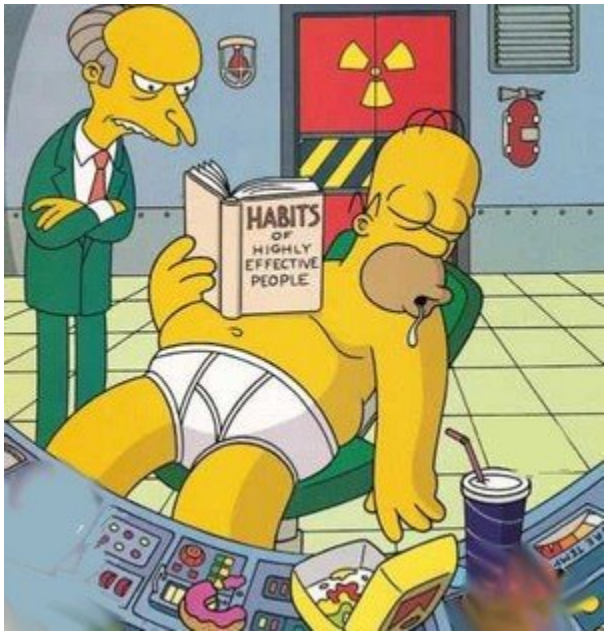
TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Ontologien
  - liefern die Hintergrundinformation im Semantic Web
  - codieren Domänenwissen
  - ermöglichen Reasoning
- Ontology Engineering
  - wie baut man eine gute Ontologie?
  - Patterns & Anti-Patterns
- Ontologien bauen
  - ist aufwändig
  - besonders im großen Maßstab

Was könnte man daran noch verbessern?

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Menschen sind ja von Natur aus faul
- Automatisierung
  - Code-Generatoren
  - MDA
  - …
- Wie lässt sich das auch im Semantic Web erreichen?



http://www.earthwave.com.au/blog/wp-content/uploads/2011/06/Homer-1.jpg

Ausflug ins Data Mining

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Was ist Data Mining?
  - "Data Mining is a non-trivial process of identifying
    - valid
    - novel
    - potentially useful
    - ultimately understandable

    patterns in data." (Fayyad et al. 1996)

  - "Data Mining is torturing the data until it confesses." (oft zitiert, genaue Quelle unbekannt)

Data Mining: Beispiel

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Anwendung: Optimierung von Supermärkten
- Ziel: häufig gemeinsam gekaufte Dinge gruppieren

- Datengrundlage:
  - Logfiles von Registrierkassen

- Häufig zitiertes Beispiel:
  - *Windeln und Bier*
  - wahrscheinlich ein Mythos...

Data Mining: Beispiel

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Populäre Anwendung im Netz
  - Recommender-Systeme
  - Kunden, die A kauften, kauften auch B

Wird oft zusammen gekauft

Preis für alle drei: EUR 51,85

Alle drei in den Einkaufswagen

Verfügbarkeit und Versanddetails anzeigen

- ☑ **Dieser Artikel:** Semantic Web: Grundlagen (eXamen.press) von Pascal Hitzler Taschenbuch EUR 24,95
- ☑ Semantic Web: Wege zur vernetzten Wissensgesellschaft (X.media.press) von Tassilo Pellegrini Gebundene Ausgabe EUR 9,95
- ☑ Ontologien: Konzepte, Technologien und Anwendungen (Informatik im Fokus) von Heiner Stuckenschmidt Taschenbuch EUR 16,95

Data Mining: Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Gegeben:
- Eine Menge von Einkäufen, z.B.
  - Nudeln, Tomaten, Basilikum, Tageszeitung
  - Brötchen, Tageszeitung
  - Nudeln, Tomaten, Hackfleisch, Basilikum, Zigaretten
  - …
- Gesucht:
- Häufige Muster in Form von Regeln, z.B.
  - Nudeln → Tomaten
  - Hackfleisch, Basilikum → Nudeln, Tomaten
  - Brötchen → Tageszeitung
  - ...

Data Mining: Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Assoziationsregeln beschreiben häufige Muster
  - nicht symmetrisch
  - warum?

- Populäre Ausreißer
  - z.B.: Verkaufsschlager
    - "Semantic Web" → "Harry Potter"
    - ist wahrscheinlicher als Rückrichtung

Data Mining: Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Wie findet man Assoziationsregeln?
- Association Rule Mining
  - APRIORI-Algorithmus
  - Lernalgorithmus, der Assoziationsregeln lernt

- Folgende Folien teilweise übernommen von
  - J. Fürnkranz: Maschinelles Lernen – Symbolische Ansätze

Der APRIORI-Algorithmus

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Entwickelt in den frühen 90ern bei IBM von Agrawal & Srikant
- Motivation
  - Steigende Verbreitung von Bar-Code-Kassen

Der APRIORI-Algorithmus

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Qualitätsmaße für Assoziationsregeln
- Support
  - Anzahl der Beispiele, die eine Regel insgesamt abdeckt
  - Relevanz der Regel

$$support(A \rightarrow B) = support(A \cup B) = \frac{n(A \cup B)}{n}$$

- Confidence
  - Verhältnis von Beispielen, die die Implikation erfüllen, zu Beispielen, die die Bedingung erfüllen
  - Stärke der Implikation

$$confidence(A \rightarrow B) = \frac{support(A \cup B)}{support(A)} = \frac{n(A \cup B)}{n(A)}$$

Der APRIORI-Algorithmus

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Beispiel-Datenset
  - Nudeln, Tomaten, Basilikum, Tageszeitung
  - Brötchen, Tageszeitung
  - Nudeln, Tomaten, Hackfleisch, Basilikum, Zigaretten

- Vorgeschlagene Regel:
  - Nudeln → Tomaten, Hackfleisch, Basilikum
- Support: 1/3
- Confidence: 1/2

Der APRIORI-Algorithmus

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Gegeben:
  - eine untere Schranke für Support (s_{min})
  - eine untere Schranke für Confidence (c_{min})
- Gesucht:
  - alle Assoziationsregeln, die diesen Schranken gehorchen

- APRIORI läuft in zwei Schritten
  - 1.: finde alle *frequent itemsets*
    - d.h., alle Produkte, die häufig gemeinsam auftreten
    - beachte dabei s_{min}
  - 2.: erzeuge Regeln aus diesen Item sets
    - beachte dabei c_{min}

Der APRIORI-Algorithmus

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Erster Schritt: finde frequent itemsets
  - beachte dabei s_{min}
- Beispiel-Datenset
  - Nudeln, Tomaten, Basilikum, Tageszeitung
  - Brötchen, Tageszeitung
  - Nudeln, Tomaten, Hackfleisch, Basilikum, Zigaretten

- Gegeben: minimaler Support $s_{min}=0.5$
  - Frequent Itemsets:
    - {Nudeln} (0.66), {Tomaten} (0.66), {Basilikum} (0.66), {Tageszeitung} (0.66)
    - {Nudeln, Tomaten} (0.66), {Nudeln, Basilikum} (0.66)

Der APRIORI-Algorithmus

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Beobachtungen:
  - Wenn ein Itemset größer wird, dann wird der Support nicht größer:

$$C \subseteq D \Rightarrow support(C) \geq support(D)$$

  - Grund: Definition von Support

$$support(A \rightarrow B) = support(A \cup B) = \frac{n(A \cup B)}{n}$$

  - Das ermöglicht eine effiziente Suche:
    - beginne mit ein-Elementigen Itemsets
    - erzeuge im k-ten Durchgang k-elementige Itemsets
      - als Vereinigung von bereits gefundenen

Der APRIORI-Algorithmus

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Erster Schritt: finde frequent itemsets

1. $k = 1$
2. $C_1 = I$ (all items)
3. while $C_k > \emptyset$
   - (a) $S_k = C_k$ \ all infrequent itemsets in C_k ← d.h., $s \leq s_{min}$
   - (b) C_{k+1} = all sets with $k+1$ elements that can be formed by uniting of two itemsets in S_k
   - (c) $C_{k+1} = C_{k+1}$ \ itemsets that do not have all subsets of size k in S_k
   - (d) $S = S \cup S_k$
   - (e) k++
4. return S

Der APRIORI-Algorithmus

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Zweiter Schritt: Erzeuge Regeln aus frequent itemsets
  - beachte dabei c_{min}

- Beispiel-Datenset
  - Nudeln, Tomaten, Basilikum, Tageszeitung
  - Brötchen, Tageszeitung
  - Nudeln, Tomaten, Hackfleisch, Basilikum, Zigaretten
- Gefundene frequent itemsets (n≥2):
  - {Nudeln, Tomaten} (0.66), {Nudeln, Basilikum} (0.66)

- Gegeben c_{min}=0.5:
  - Nudeln→Tomaten (s=0.66,c=1.0), Tomaten→Nudeln (s=0.66,c=1.0)
  - Nudeln→Basilikum (s=0.66,c=1.0), Basilikum→Nudeln (s=0.66,c=1.0)

Der APRIORI-Algorithmus

- Beobachtungen
  - Für jedes frequent itemset der Größe n gibt es n! mögliche Regeln
    - {A,B,C}: A→BC, B→AC, C→AB, AB→C, BC→A, CA→B
    - Problem: Skalierbarkeit
  - Verschieben von Elementen aus Wenn-Teil in Dann-Teil erhöht die Konfidenz nicht:

$$confidence(A \rightarrow B, C) \leq confidence(A, B \rightarrow C)$$

  - Grund: Definition von Konfidenz

$$confidence(A \rightarrow B) = \frac{support(A \cup B)}{support(A)} = \frac{n(A \cup B)}{n(A)}$$

Der APRIORI-Algorithmus

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Das ermöglicht einen effizienteren Algorithmus
  - Beginne bei Regeln mit 1-elementigem Dann-Teil
  - Verschiebe jeweils ein Element vom Wenn- in den Dann-Teil
    - solange Konfidenz hoch genug ist

Der APRIORI-Algorithmus

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Effizientes Auffinden von Assoziationsregeln
  - mit Mindest-Support und Mindest-Konfidenz

- Mehr Informationen:
  - Vorlesung "Maschinelles Lernen – Symbolische Ansätze"

Was hat das jetzt mit Semantic Web zu tun?

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Betrachten wir folgende Aussagenmenge

```
:Julia a :Woman,:Person.
:Stephen a :Man,:Person.
:Marc a :Man,:Person.
:Anna a :Woman,:Person.
:Ann a :Woman.
:Tim a :Person.
```

- Nehmen wir statt Warenkörbe die Klassen einer Instanz:

  Julia: {Woman, Person}
  Stephen: {Man, Person}
  Marc: {Man, Person}
  Anna: {Woman, Person}
  Ann: {Woman}
  Tim: {Person}

Ontologien lernen durch Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Mögliche Assoziationsregeln:
  - Woman → Person (s=0.33, c=0.66)
  - Man → Person (s=0.33, c=1.0)
  - Person → Woman (s=0.33, c=0.4)
  - Person → Man (s=0.33, c=0.4)

- Regeln können auch als Subklassenbeziehungen aufgefasst werden
- Mit einem geeigneten Satz Parameter können wir so eine Klasenhierarchie lernen
  - z.B. s_{min}=0.25, c_{min}=0.5

Ontologien lernen durch Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Linked Open Data
  - oft nur schwache Ontologien als Schemata
    - können durch Lernen angereichert werden
  - viel Instanzinformation
    - das ist gut zum Lernen!

- Komplement zum Reasoning
- Reasoning: deduktives Schließen
  - Durch Fakten und Regeln zu neuen Fakten
- Ontology Learning: induktives Schließen
  - Durch Fakten zu Regeln

Ontologien lernen durch Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Betrachten wir noch einmal das Beispiel:

```
:Julia a :Woman,:Person.
:Stephen a :Man,:Person.
:Marc a :Man,:Person.
:Anna a :Woman,:Person.
:Ann a :Woman.
:Tim a :Person.
```

- Gelernte Ontologie:

```
:Woman rdfs:subClassOf :Person .
:Man rdfs:subClassof :Person .
```

- Reasoning mit dieser Ontologie liefert zusätzlich:

```
:Ann a :Person .
```

Ontologien lernen durch Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Bis jetzt haben wir nur die Klassenhierarchie gelernt
- Was kann man noch mit Assoziationsregeln lernen?

- Z.B. Domain/Range von Relationen

Ontologien lernen durch Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Verwenden neuer Features
  - rel_in: es gibt eingehende Relationen vom Typ rel
  - rel_out: es gibt ausgehende Relationen vom Typ rel

- Was man daraus schließen kann:
  - Gelernte Regel: rel_out → C
  - d.h.: rel(X,Y) → C(X)
  - das ist gleichbedeutend mit `rel rdfs:domain C`

  - Gelernte Regel: rel_in → C
  - d.h.: rel(X,Y) → C(Y)
  - das ist gleichbedeutend mit `rel rdfs:range C`

Ontologien lernen durch Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Erweitern wir unser Beispiel:

```
:Julia a :Woman,:Person ; :knows :Stephen,:Marc .
:Stephen a :Man,:Person ; :fatherOf :Anna.
:Marc a :Man,:Person. ; :knows :Ann ; :fatherOf :Julia .
:Anna a :Woman,:Person ; :knows :Tim ; :motherOf :Julia .
:Ann a :Woman ; :motherOf :Stephen .
:Tim a :Person ; :knows :Marc, :Anna, :Ann .
```

- Unsere "Warenkörbe" enthalten jetzt nicht nur Klassen
  - sondern auch Informationen über eingehende/ausgehende Relationen

Ontologien lernen durch Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Neuer "Warenkorb":

  Julia: {Woman,Person,knows_out,fatherOf_in,motherOf_in}
  Stephen: {Man,Person,fatherOf_out,knows_in,motherOf_in}
  Marc: {Man,Person,knows_out,fatherOf_out,knows_in}
  Anna: {Woman,Person,knows_out,motherOf_out,fatherOf_in}
  Ann: {Woman,motherOf_out,knows_in}
  Tim: {Person,knows_out,knows_in}

- Neue mögliche Regeln für domain/range von *knows*:

  knows_out → Person (s=0.66,c=1.0)
  knows_out → Man (s=0.33, c=0.25)
  knows_out → Woman (s=0.33, c=0.5)
  knows_in → Person (s=0.5, c=0.75)
  knows_in → Woman (s=0.16, c=0.25)
  knows_in → Man (s=0.33,c=0.5)

hier sind die besten Werte!

Ontologien lernen durch Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Neue mögliche Regeln für domain/range von *fatherOf*:

  fatherOf_out → Person (s=0.33, c=1.0)
  fatherOf_out → Man (s=0.33, c=1.0)
  fatherOf_in → Person (s=0.33, c=1.0)
  fatherOf_in → Woman (s=0.33, c=1.0)

- Das ist allein nach support/confidence unentscheidbar
  - beides ist mit gleicher Wahrscheinlichkeit möglich
- Konfliktlösung nötig
  - z.B. allgemeinstes Konzept nehmen (Person)
    - das ist einmal korrekt (range von fatherOf)
    - und einmal zumindest nicht falsch (domain von fatherOf)
  - z.B. weitere Gütemaße definieren und berechnen

Ontologien lernen durch Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Was wir jetzt gesehen haben
  - Ontologien kann man automatisiert lernen
  - z.B. aus Instanzmengen (Linked Open Data)
  - Lernen einfacher RDF-Schemata

- Grenzen des Ansatzes
  - Konflikte bei Bestimmung von domain/range
    - korrekte Lösung aber meist möglich
    - aber nicht immer genaueste
  - Man kann nur lernen, was man in Beispielen sieht
    - z.B. Man braucht `:Tom a :Human, :Mammal .`
      um zu lernen: `:Human rdfs:subClassOf :Mammal .`

Ontology Matching mit Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- In Linked Open Data werden oft mehrere Ontologien parallel genutzt
- Beispiel:

```
dbpedia:Nine_Inch_Nails
a dbpedia:Band, dbpedia:Organization,
yago:IndustrialRockMusicalGroups,
yago:MusicalGroupsEstablishedIn1988, …
```

- Was passiert, wenn wir hierauf Assoziationsregeln lernen?

Ontology Matching mit Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Beispiel für gelernte Regel:
  - yago:IndustrialRockMusicalGroups → dbpedia:Band
  - entspricht:

```
yago:IndustrialRockMusicalGroups
  rdfs:subClassOf dbpedia:Band .
```

- Merke:
  - Wir haben hier ein Mapping gelernt!
  - Ontology Learning mit mehreren Ontologien ist Ontology Matching!
  - und zwar aus der Klasse der instanzbasierten Verfahren

Ontology Matching mit Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Bei 1:1-Mappings zwischen zwei Klassen lernt man ein symmetrisches Regelpaar:

  dbpedia:ProtectedArea → yago:Park
  yago:Park → dbpedia:ProtectedArea

- Daraus folgt:

```
dbpedia:ProtectedArea rdfs:subClassof yago:Park .
yago:Park rdfs:subClassOf dbpedia:ProtectedArea .
```

  - und damit

```
dbpedia:ProtectedArea owl:equivalentClass yago:Park .
```

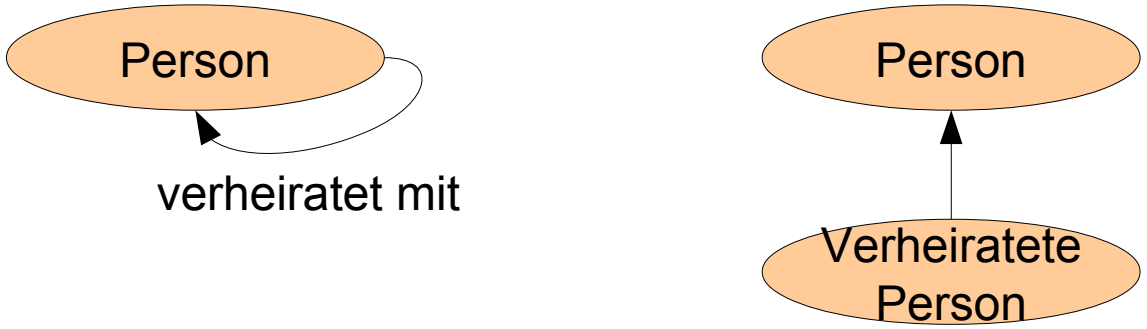
- Merke:
  - das funktioniert auch bei syntaktisch unähnlichen Klassennamen!

Komplexe Mappings mit Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Rückblick Ontology Matching:
  - die meisten Verfahren suchen simple Mappings
  - komplexe Mappings werden in der Regel nicht gefunden

- Assoziationsregeln können hier mehr...
- Betrachten wir ein Beispiel:



Komplexe Mappings mit Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Gelernte Assoziationsregel:

  o1:Person, o1:marriedTo_out → o2:MarriedPerson

- Das heißt in OWL:

```
o2:MarriedPerson owl:subClassOf
owl:intersectionOf (
  o1:Person
  [ a owl:Restriction ;
    owl:onProperty o1:marriedTo ;
    owl:minCardinality 1^^xsd:integer ] ) .
```

- Und das ist ein ziemlich präzises Mapping!

Ontology Matching mit Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Valider Ansatz für Linked Open Data
  - wenn mehrere Ontologien verwendet werden
  - auch in zwei Datensets, mit `owl:sameAs` auf Instanzebene verknüpft
  - instanzbasiertes Matching
  - nicht-triviale und komplexe Mappings möglich

- Restriktionen ähnlich wie Ontology Learning
  - man kann nur Mappings finden, wenn die Elemente verwendet werden
  - manche Mehrdeutigkeiten lassen sich nicht trivial auflösen

Ontology Learning und Matching mit Assoziationsregeln

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Ausgangspunkt:
  - viele Instanzdaten
  - schwache Ontologien
  - fehlende Mappings auf Klassenebene

- Was wir gewinnen können
  - stärkere Ontologien
  - Mappings (auch komplexe und nicht-triviale)

Ontologien aus Text lernen

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Recap:
  - Ontologien sind formalisierte Beschreibungen einer Domäne
  - solche liegen oft in textueller Form vor

- Beispiel: Übungsblatt 2, Aufgabe 1:
  - *Eine Bibliothek besitzt Bücher. Bibliotheken haben einen Namen, eine Adresse und eine Telefonnummer. Bücher haben einen Titel, einen oder mehrere Autoren, und eine ISBN-Nummer. Personen haben einen Namen, eine Adresse, eine Telefonnummer und eine E-Mailadresse. Bücher können von einer Person entliehen sein.*

Ontologien aus Text lernen

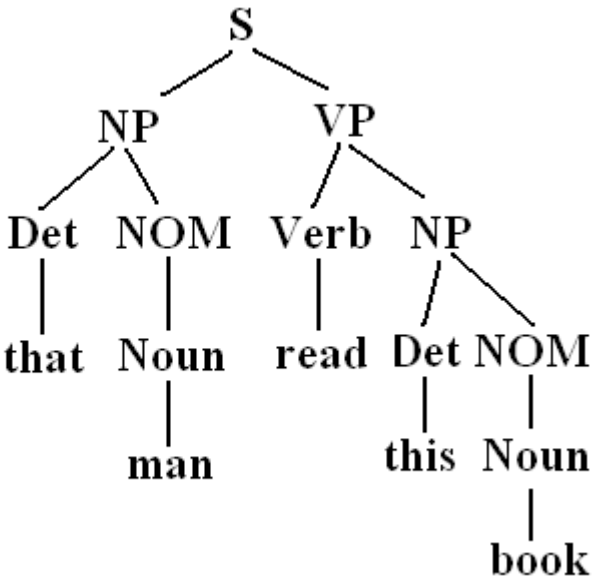
TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

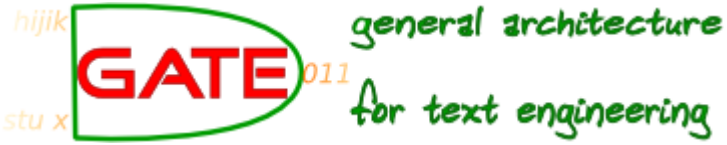
- Kann man das nicht (teil-)automatisieren?
- Mögliche Tasks:
  - Konzepte finden
  - Synonyme finden
  - Domain/Range festlegen

Kleiner Exkurs: Part of Speech Tagging

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Automatische Erkennung von
  - Wortarten
  - syntaktischen Funktionen



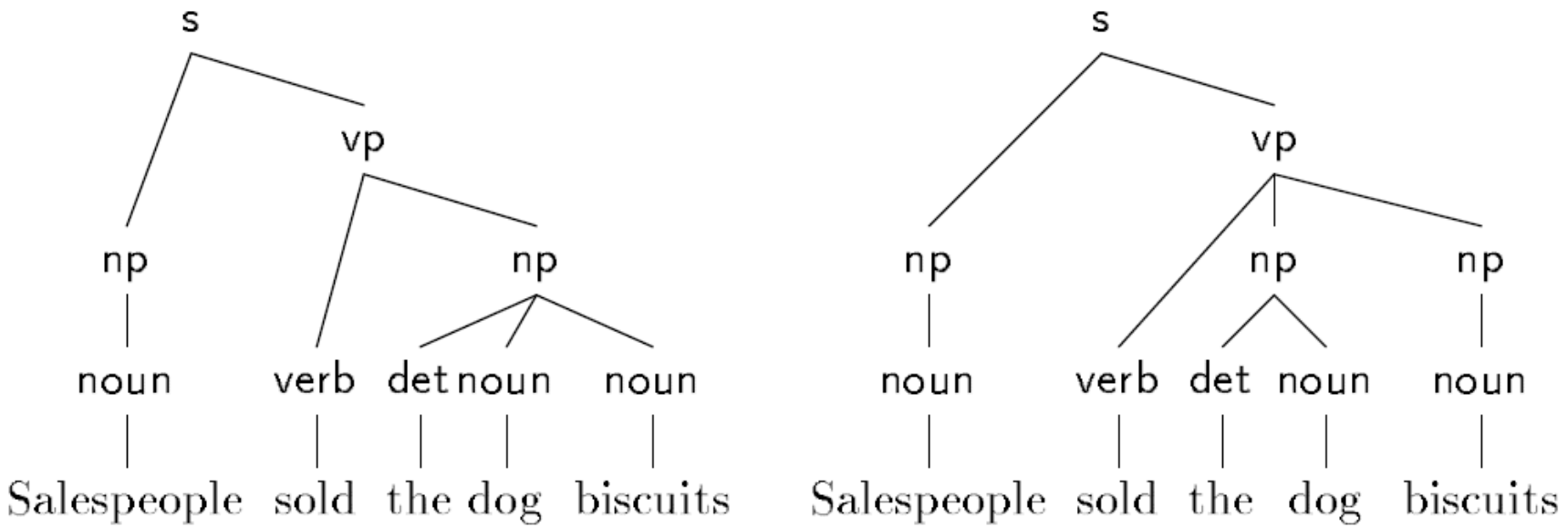


http://cs.oberlin.edu/~jdonalds/333/lecture12.html

Kleiner Exkurs: Part of Speech Tagging

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Manchmal sind mehrere Taggings möglich
  - das deutet auf einen mehrdeutigen Satz hin



Charniak: Statistical techniques for natural language parsing (1997)

Kleiner Exkurs: Part of Speech Tagging

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Verfahren
  - Annotiertes Korpus verwenden
  - Menge von Sätzen, die bereits POS Tags besitzen

- Naiver Algorithmus von Charniak (1997)
  - Verwende für jedes Wort das häufigste Tag
  - Alle unbekannten Wörter werden als *Nomen* deklariert
  - Bei einem Korpus von 300.000 Wörten: 90% Accuracy!

Charniak: Statistical techniques for natural language parsing (1997)

Kleiner Exkurs: Part of Speech Tagging

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Verbesserung: Übergangswahrscheinlichkeiten berücksichtigen

The	can	will	rust
det	modal-verb	**modal-verb**	noun
	noun	noun	**verb**
	verb	verb	

- Damit sind 96-97% Genauigkeit möglich
- Obere Grenze: ca. 98%

Charniak: Statistical techniques for natural language parsing (1997)

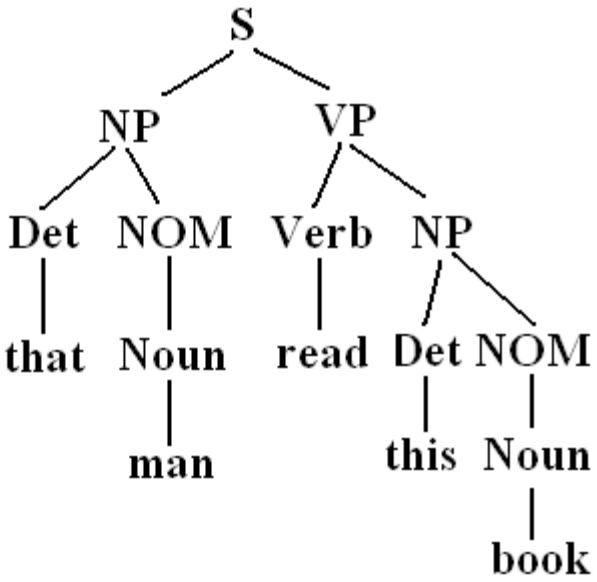
Ontologien lernen mit Part of Speech Tagging

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Grundidee:
  - Nomen stehen für Konzepte
  - Verben stehen für Relationen

- Erstes Ergebnis:

```
:Man a owl:Class .
:Book a owl:Class .
:read a owl:ObjectProperty .
```



Ontologien lernen mit Part of Speech Tagging

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Verfeinerungen
  - Stemming
    - *Books* → *Book*, *Bücher* → *Buch*
  - Mindesthäufigkeit (Support)
    - wenig häufige Konzepte ausfiltern

Ontologien lernen mit Part of Speech Tagging

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Synonyme erkennen
  - Wörter, die im ähnlichen Kontext verwendet werden
  - z.B.: als Objekt welcher Wörter?

	book	*rent*	*drive*	*ride*	*join*
Hotel	X				
Apartment	X	X			
Car	X	X	X		
Bike	X	X	X	X	
Excursion	X				X
Trip	X				X

Cimiano et al.: Ontology Learning. In: Handbook on Ontologies (2009)

Ontologien lernen mit Part of Speech Tagging

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Analyse
  - z.B. Jaccard-Koeffiizent: $|A \cap B| / |A \cup B|$
  - Ergebnis: Ähnlichkeitsmatrix

	Hotel	*Apartment*	*Car*	*Bike*	*Excursion*	Trip
Hotel	1.0	0.5	0.33	0.25	0.5	0.5
Apartment		1.0	0.66	0.5	0.33	0.33
Car			1.0	0.75	0.25	0.25
Bike				1.0	0.2	0.2
Excursion					1.0	1.0
Trip						1.0

Cimiano et al.: Ontology Learning. In: Handbook on Ontologies (2009)

Klassenhierarchien lernen

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Bis jetzt haben wir
  - Mengen von Klassen
  - Synonyme
    - d.h., `owl:equivalentClass`
- Viel häufiger ist aber `rdfs:subClassOf`
  - wie kommen wir da heran?

Klassenhierarchien lernen durch Clusterbildung

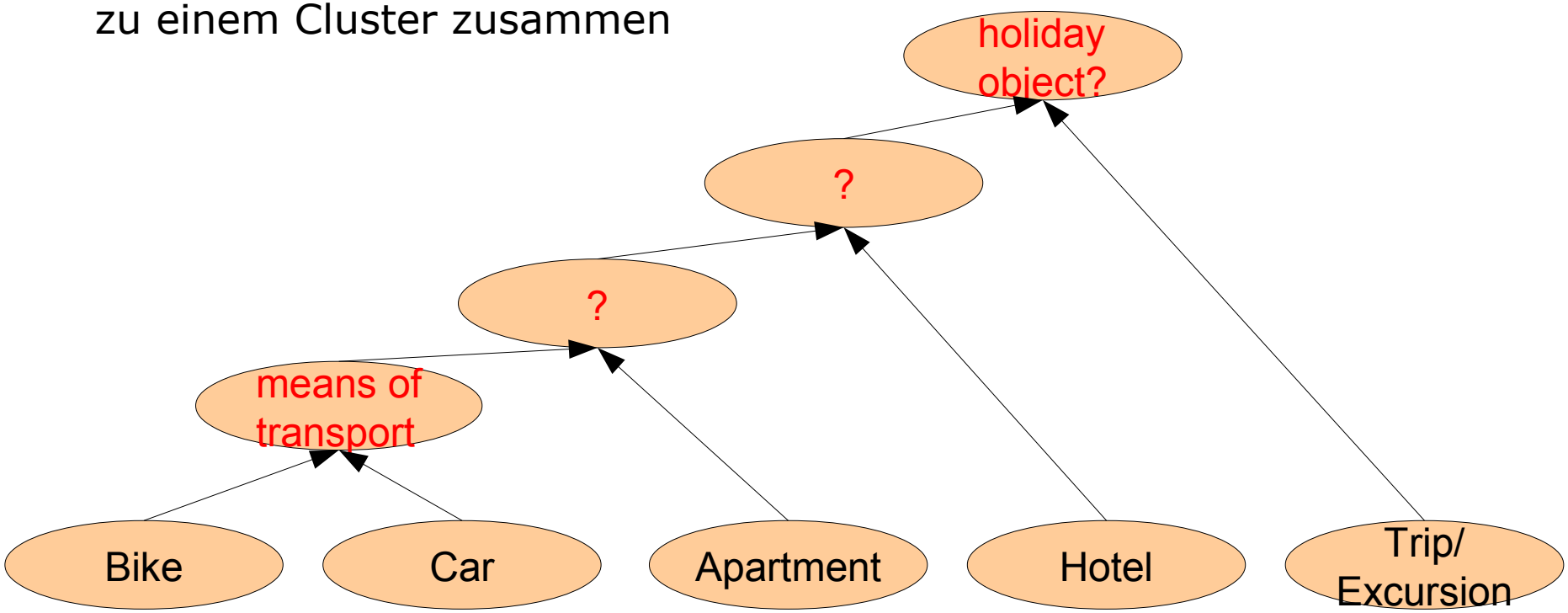
TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Idee: semi-automatisches Verfahren
- Annahme: ähnliche Klassen haben eine gemeinsame Superklasse
- Bilde Superklassen
  - lasse diese vom Nutzer benennen

Klassenhierarchien lernen durch Clusterbildung

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Bottom-Up-Verfahren:
  - fasse jeweils die ähnlichsten Begriffe zu einem Cluster zusammen



Klassenhierarchien lernen mit Textmustern

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Marti A. Hearst (1992):
  - bestimmte Wendungen deuten auf Hyponym-/Hyperonym-Beziehung hin

- Beispiel:
  - *Säugetiere, wie zum Beispiel Hunde oder Katzen, bringen ihre Jungen lebend zur Welt.*

- Abgeleitete Beziehungen:

```
:Katze rdfs:subClassOf :Säugetier .
:Hund rdfs:subClassOf :Säugetier .
```

Klassenhierarchien lernen mit Textmustern

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Beispiel:
  - *Säugetiere, wie zum Beispiel Hunde oder Katzen, bringen ihre Jungen lebend zur Welt.*

- Verallgemeinertes Muster:
  - `NP0, wie zum Beispiel NP1, NP2 (und|oder) Npn`
  - Daraus folgt:

```
Concept(NP1) rdfs:subClassOf Concept(NP0)
…
Concept(NPn) rdfs:subClassOf Concept(NP0)
```

Klassenhierarchien lernen mit Textmustern

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Beispiel-Muster für englische Texte:
  - NP_{hyper} such as {NP_{hypo},}* {(and|or)} NP_{hypo}
  - such NP_{hyper} as {NP_{hypo},}* {(and|or)} NP_{hypo}
  - NP_{hypo} {,NP_{hypo}}*, (and|or) other NP_{hyper}
  - NP_{hyper} including {NP_{hypo},}*, (and|or) {other} NP_{hypo}
  - NP_{hyper} especially {NP_{hypo},}*, (and|or) NP_{hypo}

Cimiano et al.: Ontology Learning. In: Handbook on Ontologies (2009)

Klassenhierarchien lernen mit Textmustern

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Geläufiges Problem:
  - Instanzen und Klassen unterscheiden
- Vergleiche:
  - *Mammals, such as cats, dogs, and cows*
  - *Writers, such as Shakespeare, Goethe, and Schiller*
- Besonders bei unbekannten Domänen ein nicht-triviales Problem

Instanzen und Klassen unterscheiden

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Verschiedene Ansätze:
  - Syntaktische Eigenschaften
    - Nomen mit Artikeln sind Klassen
      - *Der Stör ist ein Fisch. Paul ist ein Mensch.*
      - aber: *Der* Irak ist *ein* Land.
    - Pluralnomen sind Klassen
      - *Elefanten* und *Giraffen* sind *Säugetiere*.
      - aber: *Die Ärzte* sind *eine Band*.
    - Großgeschriebene Nomen sind Instanzen (englisch, außer Satzanfang)
  - Lookup-Lösungen
    - Named Entity Recognition → Instanzen
    - funktionieren nicht für "exotische" Domänen

Domain/Range von Relationen aus Sätzen lernen

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Betrachten wir diesen Satz:
  - *Darmstadt liegt in Hessen*
- Angenommen, wir wissen schon

```
:liegtIn a ObjectProperty .
:Darmstadt a :Stadt .
:Hessen a :Land .
```

- Dann können wir bei hinreichend vielen solchen Sätzen folgern:

```
:liegtIn rdfs:domain :Stadt .
:liegtIn rdfs:range :Land .
```

Zusammenfassung

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

- Ontologien bauen ist aufwändig
- Verschiedene Verfahren zum (semi-)automatischen Ontologiebau existieren
  - Ontology Learning

- Aus Instanzmengen
  - z.B. mit Assoziationsregeln
- Aus Text
  - Part of Speech Tagging
  - Kolokationsanalyse
  - Textmuster

Aktuelle Forschung

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

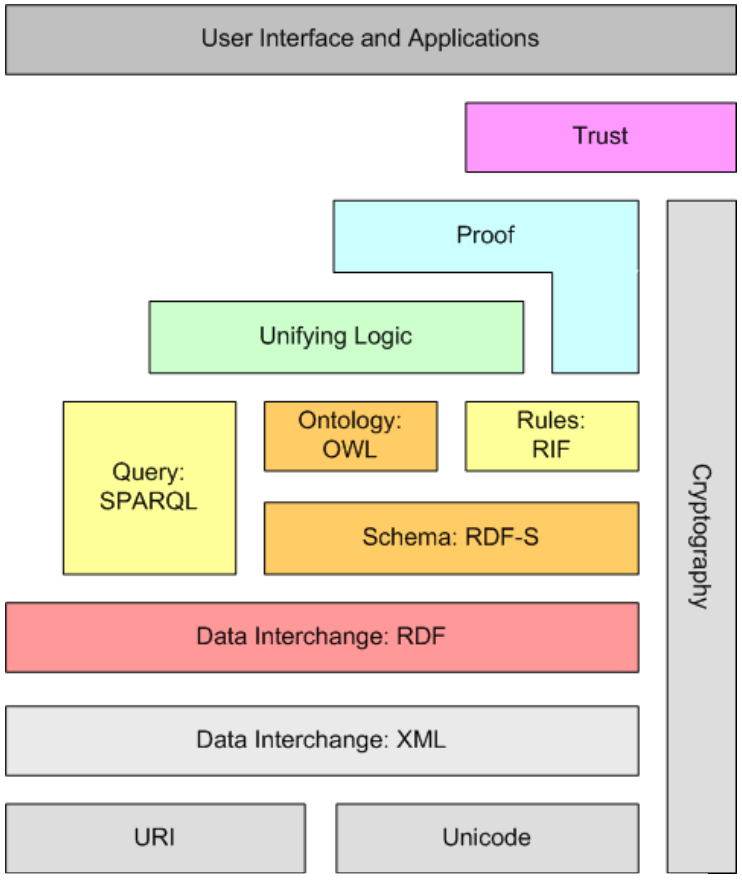
- Lernen von mächtigeren Konstrukten
  - Transitive, symmetrische, funktionale Properties
  - Restriktionen
  - Disjunkte Klassen
  - …
-

Semantic Web – Aufbau

here be dragons...

Semantic-Web-Technologie (Fokus der Vorlesung)

Technische Grundlagen



Berners-Lee (2009): *Semantic Web and Linked Data*
http://www.w3.org/2009/Talks/0120-campus-party-tbl/

Vorlesung Semantic Web

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

Vorlesung im Wintersemester 2011/2012

Dr. Heiko Paulheim

Fachgebiet Knowledge Engineering