

TEXT & DISKURSVRSTEHEN CONSTRUCTION-INTEGRATION MODEL (KINTSCH 1988, 1998)

Lars Konieczny, Kognitionswissenschaft, Freiburg

Motivation

2

- Textverstehen top-down?
 - ▣ Erwartungen durch Schemata und Skripte
 - ▣ Aufmerksamkeit filtert nicht-Erwartetes aus.
 - ▣ Aber: es gibt nachweisbare bottom-up Effekte!
 - ▣ Umgebungen verändern sich. Starre Top-down Erwartungen aus Schemata sind zu unflexibel!
- Welche Inferenzen/Elaborationen werden gemacht, welche nicht?
 - ▣ Möglich sind nahezu unendlich viele
 - Hintergrundwissen
 - ▣ Welcher Mechanismus bedingt eine Auswahl?

Lars Konieczny, 2012/13

27.02.2012/13

Überblick: Construction-Integration

3

- Psychologisches Gedächtnismodell
 - ▣ Welches Wissen wird (wann, wodurch, ...) aus dem Gedächtnis abgerufen?
 - ▣ Von einem Schritt zum nächsten übernommen?
 - ▣ ... wie miteinander in Verbindung gesetzt?
 - ▣ ... Im Langzeitgedächtnis gespeichert?

- Erklärt die Dynamik des Diskursverstehens
 - ▣ Zunächst entsteht eine inkohärente/widersprüchliche/mehrdeutigen (Text-)Repräsentation → *Construction*
 - ▣ Später wird diese (meistens) eindeutig und konsistent → *Integration*

Lars Konieczny, 2009

8.5.2009

Construction / Integration (Kintsch, 1988)

4

- Construction
 - ▣ Konstruktion der Textbasis als Netzwerk aus
 - Textpropositionen
 - Wenigen unmittelbar assoziierten Propopsitionen
 - Ggf. Brücken- und Makropropositionen

- Integration
 - ▣ Constraint-Satisfaction
 - Durch sich im Netzwerk ausbreitende Aktiviation werden einige Propositionen gehemmt und unterdrückt, andere verstärkt.
 - Wenn sich die Ausbreitung stabilisiert hat, ist eine kohärente und konsistente Repräsentation des durch den Text induzierten Situationsmodells entstanden!

Lars Konieczny, 2009

27.02.2009

Propositionen

- Relationen auf/zwischen Entitäten
 - Prädikat-Argument-Struktur:
WER macht WAS mit WEM?
- „Maria liebt Helmut.“
LIEBEN[agent: MARIA; patient: HANS]
Kurz:
lieben[Maria, Hans]
- „Eine propositionale Repräsentation ermöglicht zu verstehen, was gesagt wird, auch ohne zu verstehen, welcher Sachverhalt gemeint ist.“ (cf. Schnotz, 2005)

Propositionale Wissensrepräsentation

Proposition= Relation[Argumente]

„Mary bakes a cake“

BAKE[agent:MARY, object:CAKE]

SWEET[CAKE]

*CONSEQUENCE[condition:NOT[WATCH[agent:MARY,
object:CAKE]],
effect:BURN[object:CAKE]]*

Wissensrepräsentation in CI

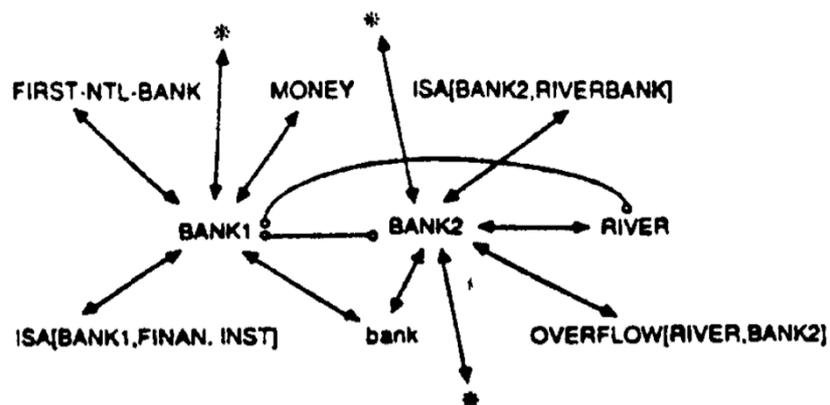
9

- Keine starren Schemata und Skripte, sondern lose semantische und assoziative Verknüpfungen zwischen minimalen Einheiten (Propositionen, Konzepte)
- Wissen wird als assoziatives Netzwerk verstanden.
- Knoten/Einheiten im Netzwerk entsprechen Propositionen oder Konzepten (atomar).
- Assoziative Verbindungen haben *Stärken* zwischen
 - ▣ -1 (hemmend)
 - ▣ +1 (verstärkend)
- „Textbasis“ entsteht durch Auswahl, Veränderung und Rearrangieren der propositionalen Elemente des Wissensnetzes (Knowledge net)

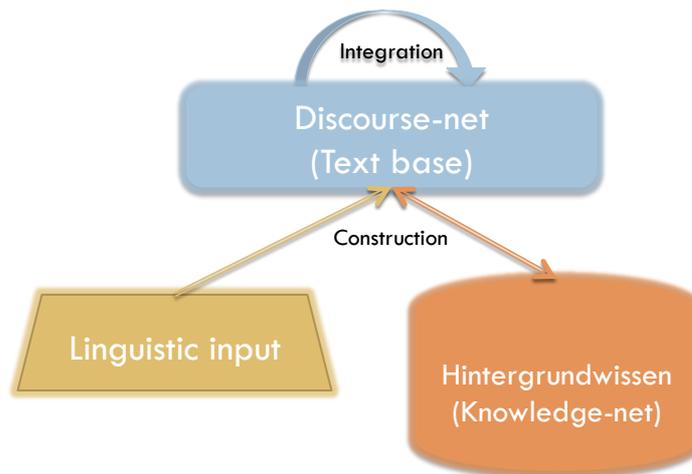
Lars Konieczny, 2012/13

27.02.2012/13

Knowledge-Net für „Bank“ (Ausschnitt)



Construction-Integration Model



Phase 1: Construction

- a. Erstellen eines Netzes mit den im Text enthaltenen ggf. mehrdeutigen Propositionen und Konzepten
- b. Elaboration jedes der Elemente durch Auswahl einer kleinen Anzahl der am stärksten assoziierten Nachbarn im Knowledge-net
- c. Kontrollierte Suche nach zusätzlichen Propositionen (Brückeninferenzen/Makropropositionen)
- d. Zuweisung von Verbindungsstärken zu allen Paaren von Elementen

A. Textpropositionen

13

- Parser erzeugt Propositionen aus Sätzen und Phrasen des Textes.

Beispiel:

1. Mary bakes a cake.

→ BAKE[agent:Mary, object:cake]

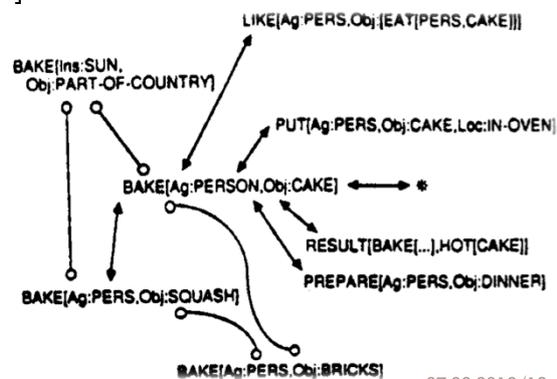
Lars Konieczny, 2012/13

27.02.2012/13

Knowledge-net: BAKE

14

- Agent von BAKE: Ist Mary eine Person?
 - Suche nach Proposition: isa[Mary, person]



Lars Konieczny, 2012/13

27.02.2012/13

Werden Propositionen online gebildet?

2. The linguists knew the solution of the problem would not be easy.

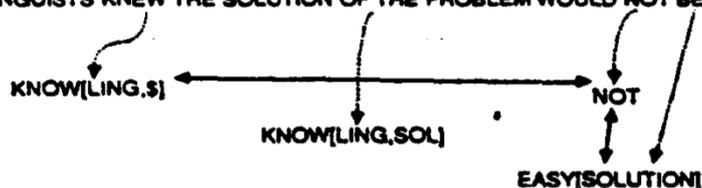
KNOW[LINGUISTS, \$]

KNOW[LINGUISTS, SOLUTION] → *Solution* als Objekt von *knew*

NOT[EASY[SOLUTION]] → *Sol.* als Subjekt von *would not be easy*

KNOW[LINGUISTS, NOT[EASY[SOLUTION]]

THE LINGUISTS KNEW THE SOLUTION OF THE PROBLEM WOULD NOT BE EASY



Anaphorische Ambiguität

3. The lawyer discussed the case with the judge.
He said „I shall send the defendant to prison.“

DISCUSS[LAWYER, JUDGE, CASE]

SAY[LAWYER[SEND[LAWYER,DEFENDANT,PRISON]]]

SAY[JUDGE[SEND[JUDGE,DEFENDANT,PRISON]]]

Phase 1: Construction

- a. Erstellen eines Netzes mit den im Text enthaltenen ggf. mehrdeutigen Propositionen und Konzepten
- b. **Elaboration jedes der Elemente durch Auswahl einer kleinen Anzahl der am stärksten assoziierten Nachbarn im Knowledge-net**
- c. Kontrollierte Suche nach zusätzlichen Propositionen (Brückeninferenzen/Makropropositionen)
- d. Zuweisung von Verbindungsstärken zu allen Paaren von Elementen

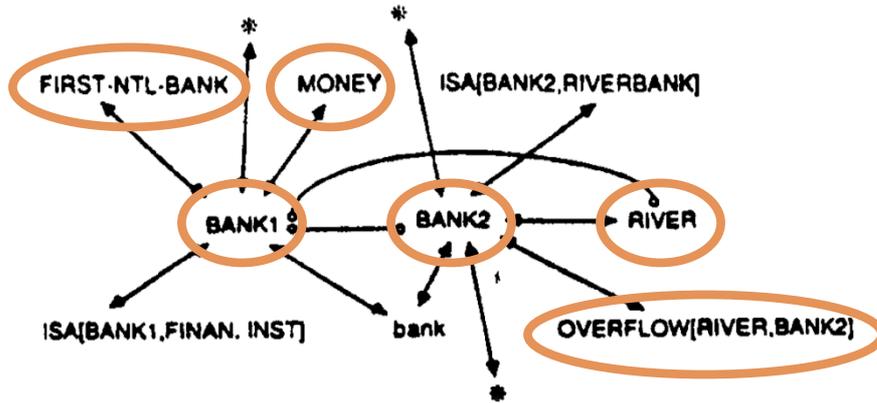
b. Elaborationen I

18

- Benachbarte Propositionen oder Konzepte werden aus dem Hintergrundwissen (*knowledge-net*) abgerufen. (*retrieval*)
- Wahrscheinlichkeit für die Auswahl von Knoten j , wenn Knoten i in bereits in der Textbasis ist:
 - $S(i,s)$: assoziative Stärke zwischen i und j
 - $S(i,h)$: assoziative Stärke zwischen i und allen anderen Knoten im KN

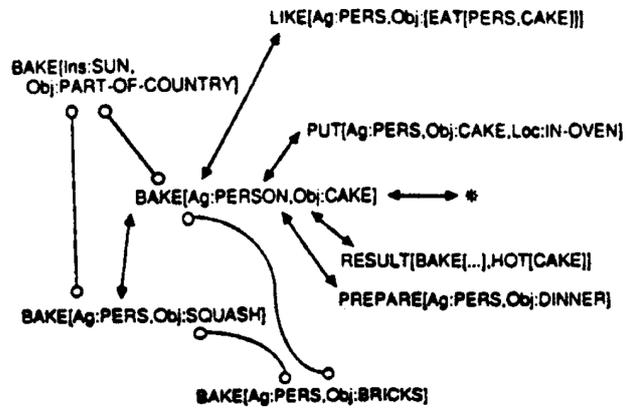
$$P(j | i) = \frac{S(i,j)}{\sum_{h=1}^n s(i,h)}$$

„Bank“



B. Elaborationen I

„Lucy persuaded Mary to bake a cake.“
 PERSUADE[LUCY, MARY, BAKE[MARY, CAKE]]



B. Elaborationen I

3. The lawyer discussed the case with the judge. He said „I shall send the defendant to prison.“

DISCUSS[LAWYER, JUDGE, CASE]

SAY[LAWYER[SEND[LAWYER,DEFENDANT,PRISON]]]

→ ⊗

SAY[JUDGE[SEND[JUDGE,DEFENDANT,PRISON]]]

→ SENTENCE[JUDGE,DEFENDANT]

→ ...

Phase 1: Construction

- a. Erstellen eines Netzes mit den im Text enthaltenen ggf. mehrdeutigen Propositionen und Konzepten
- b. Elaboration jedes der Elemente durch Auswahl einer kleinen Anzahl der am stärksten assoziierten Nachbarn im Knowledge-net
- c. **Kontrollierte Suche nach zusätzlichen Propositionen (Brückeninferenzen/Makropropositionen)**
- d. Zuweisung von Verbindungsstärken zu allen Paaren von Elementen

C. Inferenzen & Makropropositionen

- Der Elaborationsmechanismus reicht nicht, um zu einer *kohärenten Repräsentation (Verständnis)* zu gelangen.
- Es fehlen:
 - ▣ Brückeninferenzen
 - ▣ Makropropositionen

Phase 1: Construction

- a. Erstellen eines Netzes mit den im Text enthaltenen ggf. mehrdeutigen Propositionen und Konzepten
- b. Elaboration jedes der Elemente durch Auswahl einer kleinen Anzahl der am stärksten assoziierten Nachbarn im Knowledge-net
- c. Kontrollierte Suche nach zusätzlichen Propositionen (Brückeninferenzen/Makropropositionen)
- d. Zuweisung von Verbindungsstärken zu allen Paaren von Elementen

d. Verbindungsstärke

Verbindungen (Stärken) entstehen durch:

1. Die TP werden relativ zu ihrer Nähe in der TB verbunden.
2. Die durch Assoziation erhaltenen Propositionen (AP) erben ihre Verbindungsstärke aus dem Knowledge-Net.

Es wird eine Verbindungsmatrix erstellt.

„Bank“

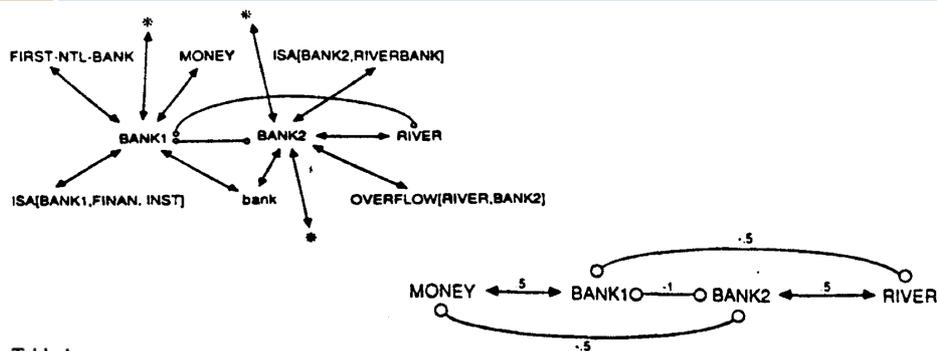


Table 1
Connectivity Matrix for the Graph Shown in Figure 3

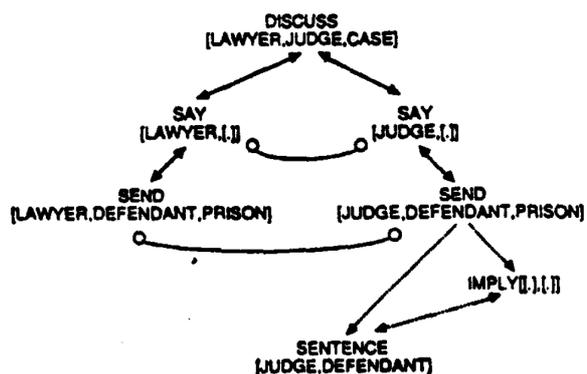
Proposition	1	2	3	4
1. MONEY	—	0.5	-0.5	0.0
2. BANK1	0.5	—	-1.0	-0.5
3. BANK2	-0.5	-1.0	—	0.5
4. RIVER	0.0	-0.5	0.5	—

Phase 2: Integration

- Status: inkohärente, evtl. widersprüchliche, angereicherte Textbasis und Verbindungsmatrix (CM).
- Ziel: Kohärente und konsistente Diskursrepräsentation
 - ▣ Auswahl der „richtigen“ Propositionen.
- Textverständnis in Zyklen (Kintsch 1989)
 - ▣ Zyklus entspricht kurzem Satz oder Phrase.
 - ▣ In jedem Zyklus wiederholt sich der Konstruktions- und Integrationsprozess.

Integration: *Constraint satisfaction*

Beispiel: Lawyer ...



Activationvektor=(.2, .2, .2, .2, .2, 0, 0)

Nach 19 Iterationen stabil SEND[LAWYER...]=0

Nur mit ein wenig Elaboration.

Spezielle Anwendungen

- Wie werden Wortbedeutungen im Diskurskontext identifiziert?
- Wie werden TB und Situationsmodell konstruiert, wenn das Verständnis von der Aktivierung eines großen Bereiches des Knowledge-Net abhängt?

Wortidentifikation im Diskurs

- Wie wird Wissen benutzt um ein Wort zu verstehen?
- Wieviel Top-down Erwartung, wieviel bottom-up?
- Priming-Mechanismus → Kontexteffekt.

Wortidentifikation im Diskurs

- Das Modell ist weder interaktiv noch ist Priming involviert (Kintsch 1985, Norris 1986)

Wortidentifikation ist nicht einfach durch den Zugriff auf des lexikalische Gedächtnis erklärt, sondern ein komplexer Prozess, der unter dem Einfluss verschiedener Faktoren auf verschiedenen Ebenen steht.

1. Sense-Activation (Feature Analyse Forster 1976)

Kandidatenreduktion

1. Sense-Selection (50ms Einfluss des semantischen Kontext)

TB holt AP → Integration Online!

3. Sense-Elaboration (Ambiguitäten)

Tiefere Elaboration ermöglicht bessere Plausibilitätskontrolle. Abbruch sobald der Leser den Zyklus (kurzen Satz oder Phrase) verlässt.

Wortidentifikation im Diskurs

- Wortbedeutung identifiziert, bevor komplexe Inferenzen erzeugt wurden.
- Norris 1986 checking Modell (BIAS) ersetzt durch Integrationsphase.
- Norris konnte zeigen, dass sein Modell die empirischen Ergebnisse besser reproduziert als alle anderen Modelle (1986!).

Wortidentifikation im Diskurs

„The townspeople were amazed to find that all buildings had collapsed except the mint.“

- „mint“ ist ein Homonym
 1. → „Pfefferminz“
 2. → „Münzamt“ (Münzprägestalt)
- Werden beide Bedeutungen von *mint* aktiviert, oder nur die kontextuell passende (→ 2.)?
- Wird das Topic – *Erdbeben* – aktiviert?

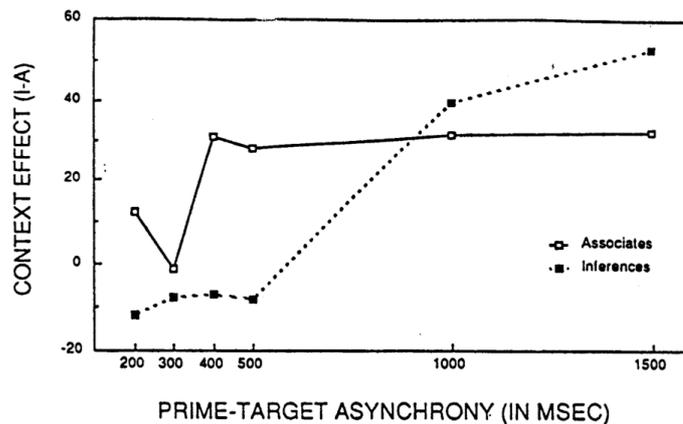
Wortidentifikation im Diskurs

- Priming Experiment (Till et al., 1988)
 - Nach dem *prime* (*mint*) wird ein *target*/Zielwort dargeboten.
 - Aufgabe: Lexikalische Entscheidung (ist das Zielwort ein Wort, oder nicht?)
 - 4 Arten von Targets:
 - Kontextuell passende Wörter: assoziiert mit „Münzamt“ → „money“
 - Kontextuell unpassende Wörter, assoziiert mit „Pfefferminz“ → „candy“
 - Thematisch inferierbare Wörter → „earthquake“
 - Nicht assoziierte Kontrollwörter → „onion“
 - SOA (Stimulus onset asynchrony): Zeitlicher Abstand des Zielworts zum Prime
 - 200, 300, 400, 500, 1000, 1500 ms
 - Wann zeigt sich ein Primingeffekt?

Zeitverlauf des Primingeffekts

Associates: „Candy“ (unpassend) – „Money“ (passend)

Inference: „Onion“ (n. assoz.) – „earthquake“ (topic inference)



Wortidentifikation im Diskurs

- Thema wird erst nach 500ms erschlossen, komplette Verarbeitung erst nach 1s.
- Aktivierung der lexikalischen Bedeutung hängt zunächst nicht vom Diskurs-Kontext ab.
- Sehr schnelle Abfolge von „sense-activation“ und „sense-selection“ → nach 500ms wird unpassende Bedeutung deaktiviert.

Vorhersagen von CI

The townspeople were amazed to find
that all buildings had collapsed except the mint.

Text-Propositionen (TP):

P1 TOWNSPEOPLE

P2 AMAZED[TOWNSPEOPLE, P3]

P3 COLLAPSED[P4]

P4 ALL-BUT[BUILDING, MINT]

P5 BUILDING

P6 MINT

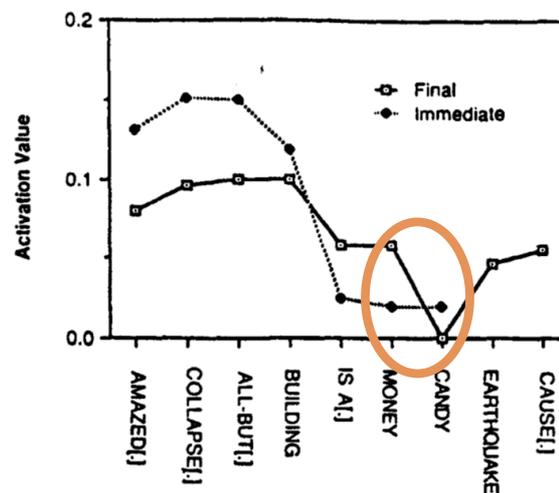
- Verbindungsstärken {0.9 0.7 0.4 0} je nach Entfernung voneinander.
- Zu jeder TP zwei assoziierte Proposition aus dem Langzeitwissen (knowledge net)
 - P4 → many buildings, mint is a building
 - P6 Mint → money, candy
 - Verbindungsstärke zwischen TP und assoz. Proposition: 0.5
- → insgesamt 18 Propositionen → 18 x 18 Matrix von Verbindungsstärken
- Aktivationen: 6 TP, also je 1/6, Elaborationen 0

Vorhersagen von CI

„The townspeople were amazed to find
that all buildings had collapsed except the mint. „

- Elaborationen sind nicht nur mit ihren direkten TP verbunden, sondern auch mit anderen TP, und untereinander.
 - Wenn Argumentüberlappung: 0,5
 - Candy – money: -1 etc.
- 1. **Integrationsphase** (bis \approx 300ms)
 - Aktivierung der TP: 0,0987 bis 0,1612
 - Aktivierung der assoziierten P: 0,0142 bis 0.0239
 - Money=Candy=0.0186.
- 2. **Integrationsphase** (ab \approx 400ms)
 - Stabiles Muster nach 11 Iterationen
 - TP: 0,1091 bis 0,0584
 - Auch Elaborationen in dem Bereich: z.B.
 - 0,0708 für ISA[MINT, BUILDING]
 - 0,0708 für KILL[BUILDING TOWNSPEOPLE]

Vorhersagen von CI



Vorhersagen von CI: Topic-Inferenzen

- Generierung von *Makropropositionen* (van Dijk&Kintsch 1983)
 - Z.B. Gründe

CAUSE[EARTHQUAKE, P3]
EARTHQUAKE

- Am Ende (~1 Sek.) haben EARTHQUAKE und CAUSE Werte von 0.0463 und 0.0546 und sind unter den am stärksten aktivierten Knoten.

Fazit (Worterkennung im Kontext)

44

- Modell erklärt
 - Frühe bottom-up Aktivierung aller Bedeutungen von Homonymen
 - Spätere (ab ~400ms) Deaktivierung von nicht zum Kontext passender Bedeutung
 - Späte (ab ~1 sec.) Aktivierung von Topic-Inferenzen