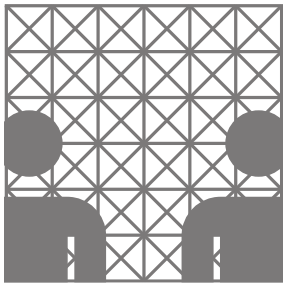
Vorlesung

Sprachdialogsysteme

Timo Baumann
baumann@informatik.uni-hamburg.de

https://nats-www.informatik.uni-hamburg.de/SDS19

Universität Hamburg, Department of Informatics
Language Technology Group



Heute

Spracherkennung in a nutshell

- wie kann ich das Spracherkennungsproblem modellieren, sodass
  - eine Lernbarkeit der Modellparameter anhand von Beispieldaten möglich wird
  - Hidden-Markov-Modell

- wie funktioniert gesprochene Sprache?

Unser Modell der Kommunikation

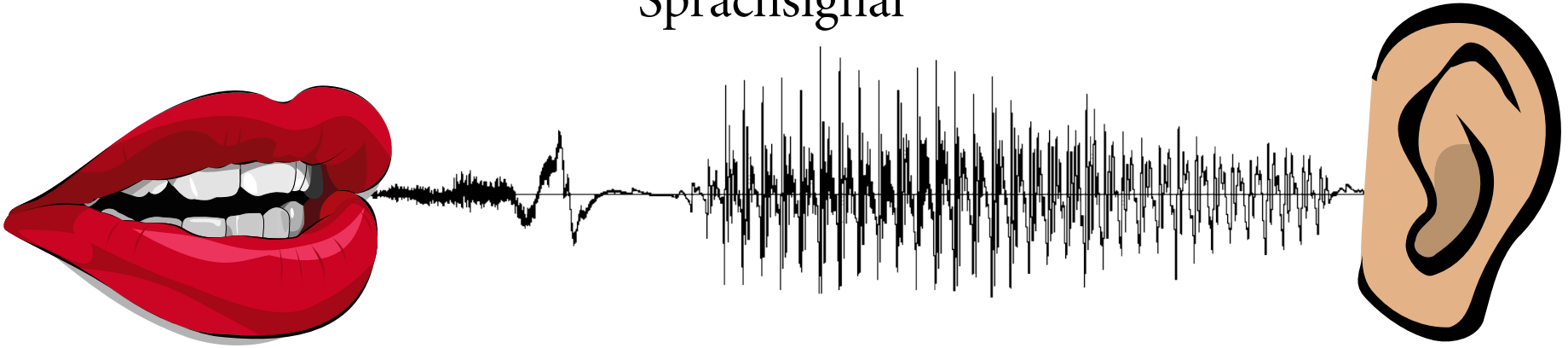
Sprecher

dekodierte linguistische Representation

sensorischer Eindruck

Hörer

Sprachsignal

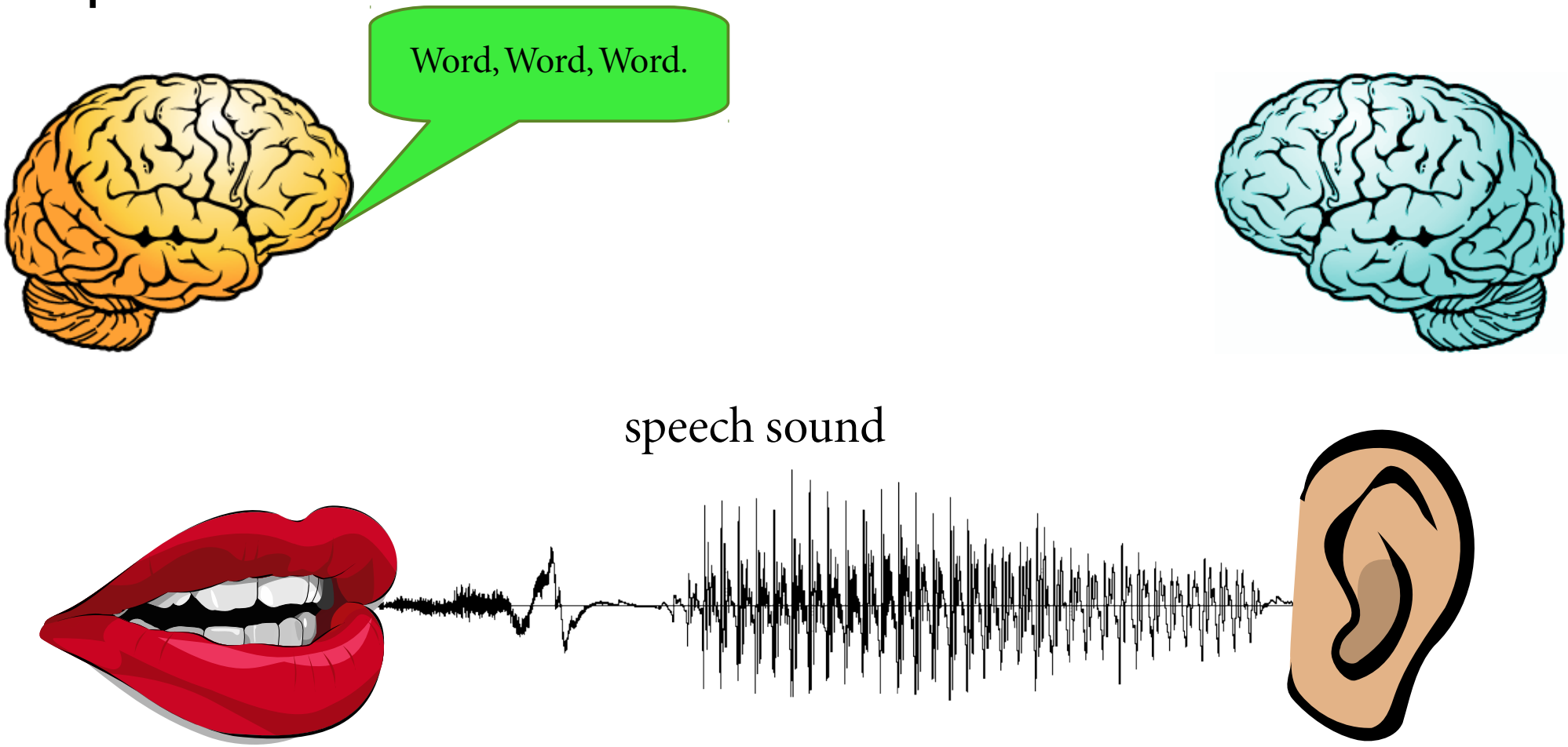


derived from: Pétursson/Neppert: Elementarbuch der Phonetik, 1996.

Noisy-Channel Model

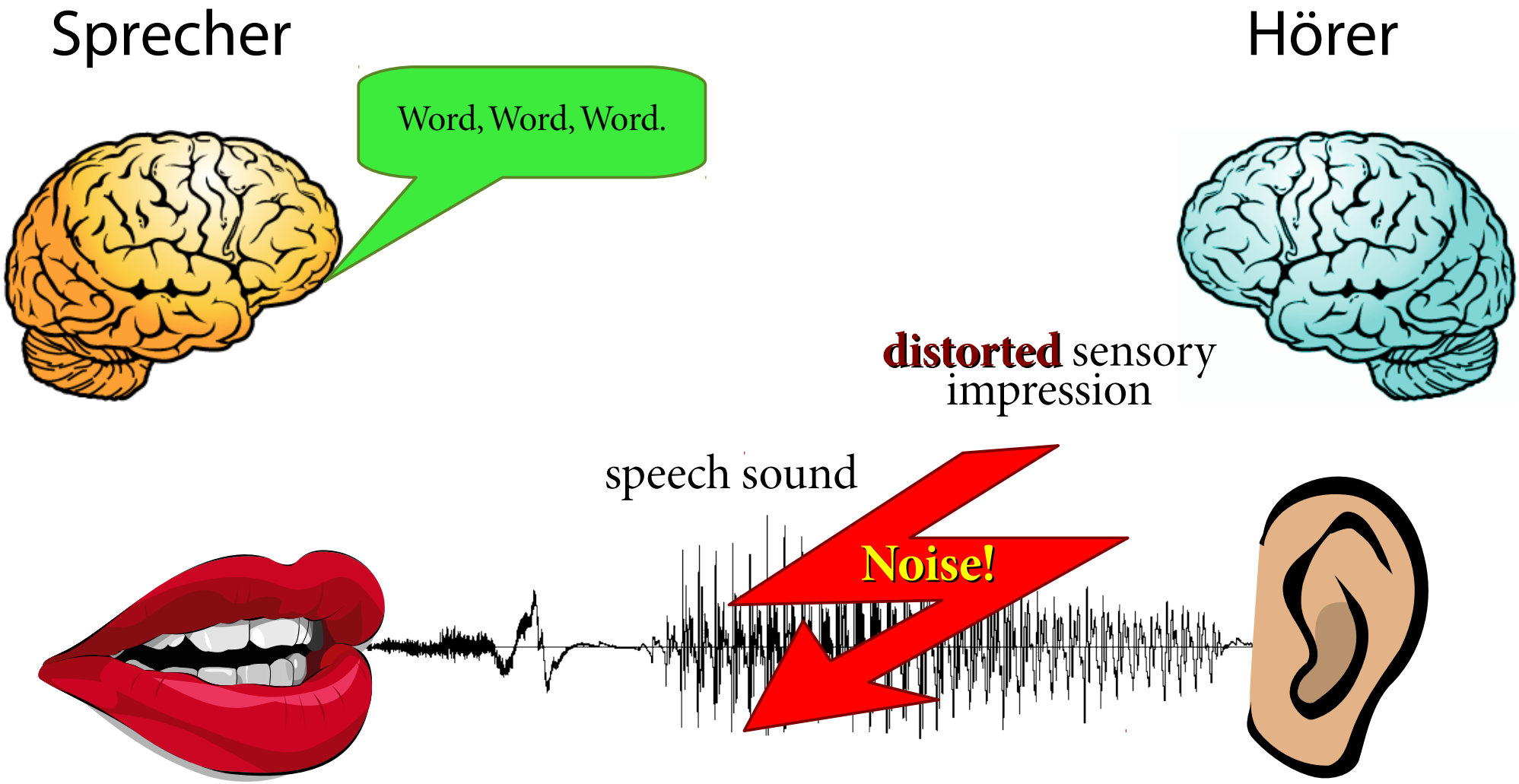
Sprecher

Hörer



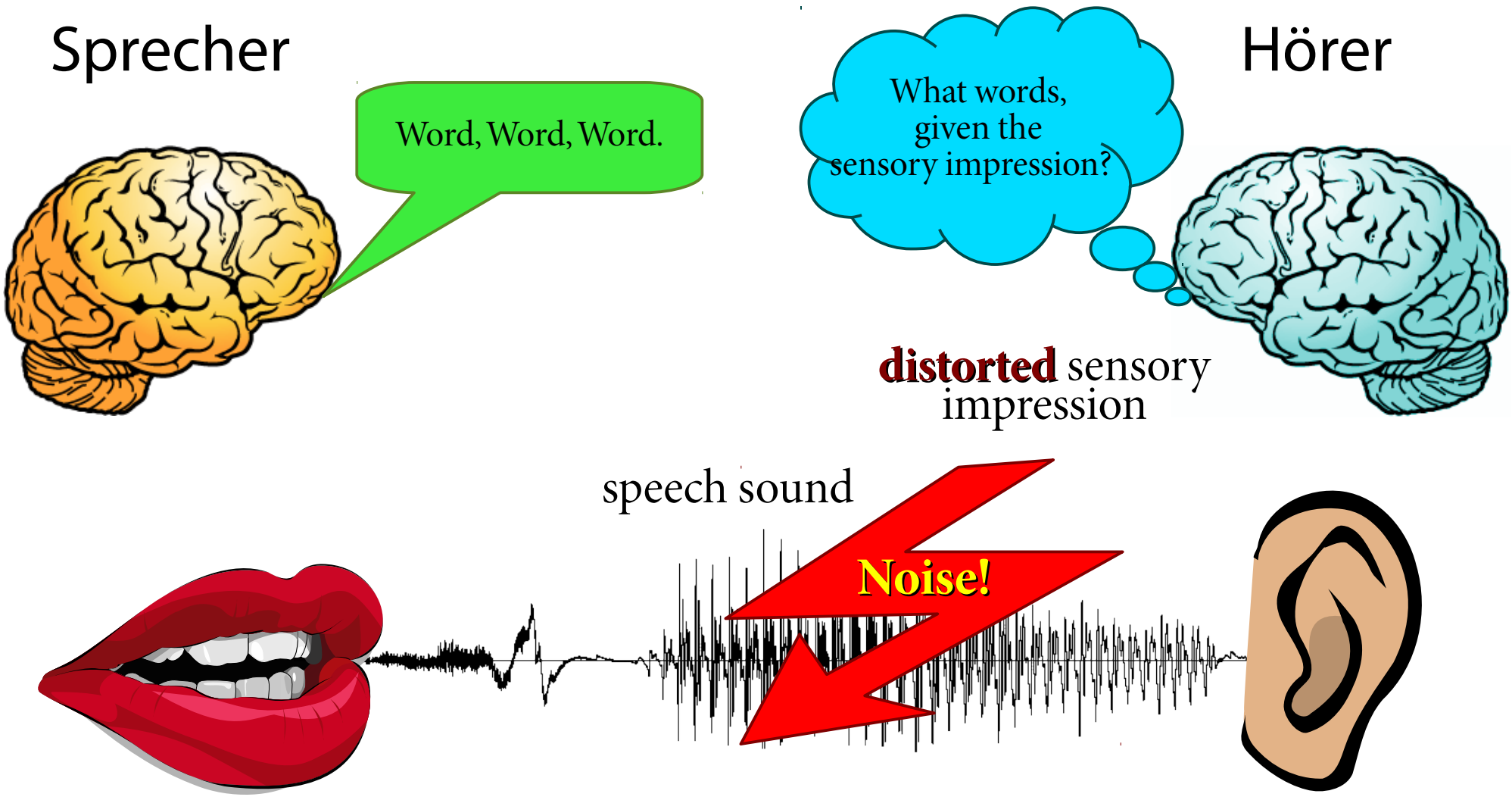
C. Shannon, W. Weaver: The mathematical theory of communication, 1949.

Noisy-Channel Model



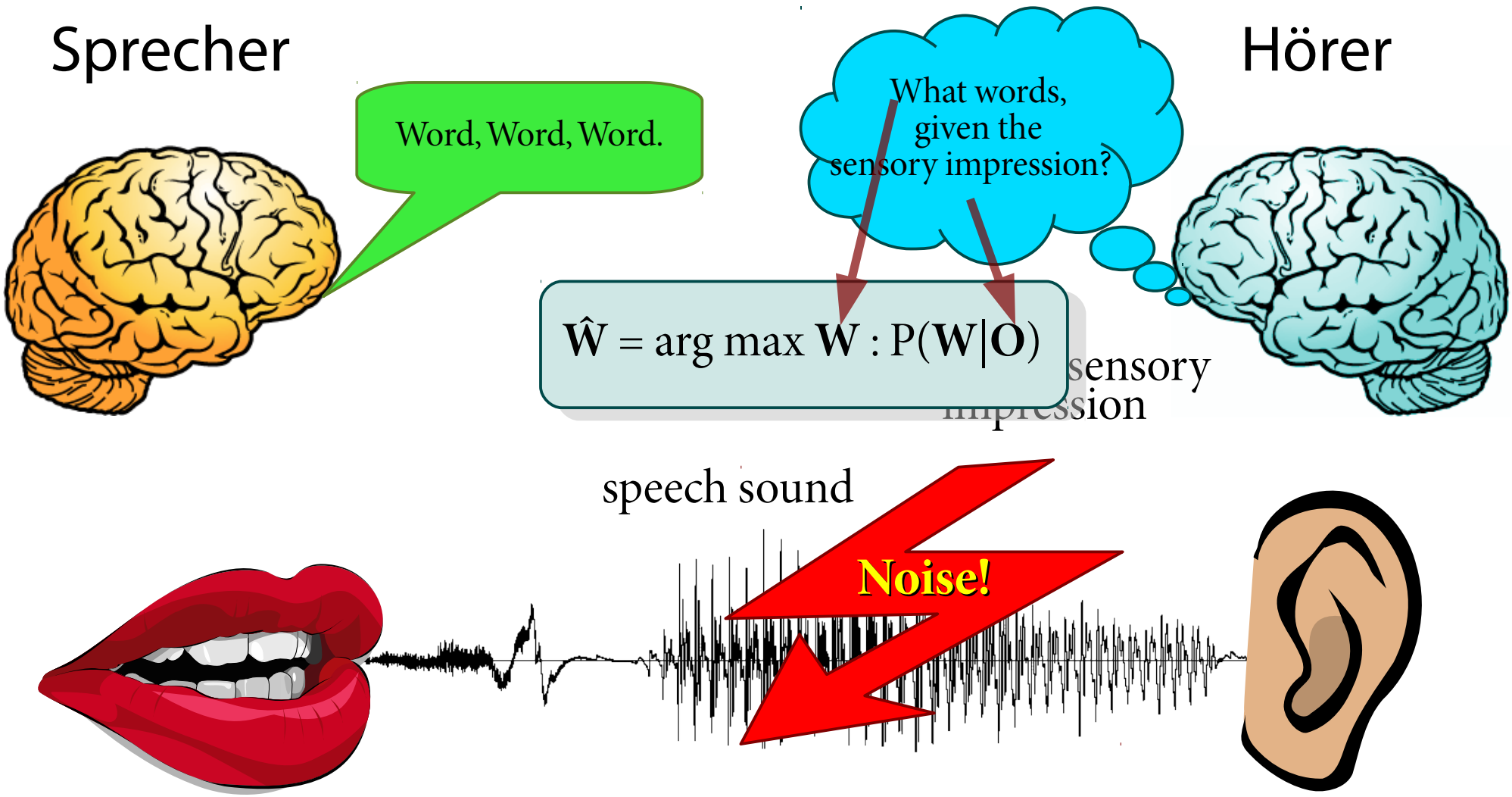
C. Shannon, W. Weaver: The mathematical theory of communication, 1949.

Noisy-Channel Model



C. Shannon, W. Weaver: The mathematical theory of communication, 1949.

Noisy-Channel Model



C. Shannon, W. Weaver: The mathematical theory of communication, 1949.

Die Spracherkennungsaufgabe

Die Spracherkennungsaufgabe

Gegeben eine Sprache $\mathcal{L}$

- und einen sensorischen Eindruck (Observation) $\mathbf{O}$
  - Parametersequenz die das Sprachsignal (alle 10 ms) beschreiben
- suchen wir $\hat{\mathbf{W}}$ in $\mathcal{L}$ mit
  - $\hat{\mathbf{W}} = \arg\max \mathbf{W} : P(\mathbf{W}|\mathbf{O})$

    die am *wahrscheinlichsten* zur Observation passende Wortsequenz
  - "maximum-likelihood principle"

- wie bestimmen wir $P(W|O)$?
- wie organisieren wir die Suche (arg max)? → Selbststudium

Bayes'sche Regel

Gegeben zwei bedingte Wahrscheinlichkeiten A und B:

- $P(A|B) = \frac{P(B|A) \times P(A)}{P(B)}$

$$\hat{\mathbf{W}} = \arg\max \mathbf{W} : P(\mathbf{W}|\mathbf{O})$$

- wir nutzen arg max in unserer Formel → der Nenner P(B) ist für das Ergebnis irrelevant, daher:
- $P(A|B) \sim P(B|A) \times P(A)$

Die Spracherkennungsaufgabe (II)

- $\hat{W} = \arg\max W : P(W|O)$

- Bayes'sche Regel:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \times P(A)}{P(B)}$$

- $\hat{W} = \arg\max W : \mathbf{P(O|W)} \times \mathbf{P(W)}$

- $P(O|W)$: **Akustisches Modell**
  - Beobachtungswahrscheinlichkeit für eine gegebene Wortfolge
  - *What do words sound like?*
- $P(W)$: **Language Model** (Wortfolge-Modell)
  - a priori Wahrscheinlichkeit einer Wortfolge
  - *What word sequences are likely?*

Anhand welcher Arten von Daten können Sie

(a) das akustische Modell $P(O|W)$ schätzen,

(b) das Wortfolgemodell $P(W)$ schätzen?

$$P(O|W)$$

Akustisches Modell auf Basis von Wörtern?

Gibt es eine (noch) angemessenere Basis?

noch Koch Loch Woche Docht dicht nicht

Words or Phonemes?

- acoustics primarily depend on phonemes, not on words
- words have an internal structure (cmp. previously)
  - this was disregarded in early approaches e.g. for single-word recognition. Hence it's almost always ignored in descriptions.
- thus we should rather estimate $P(O|Ph)$, instead of $P(O|W)$

- we need an additional conversion step that relates words to phoneme sequences $P(Ph|W)$

Das Aussprachelexikon als Brücke von akustischem zum Wortfolgemodell

$$\hat{W} = \arg\max W : \mathbf{P(O|Ph)} \times \mathbf{P(Ph|W)} \times \mathbf{P(W)}$$

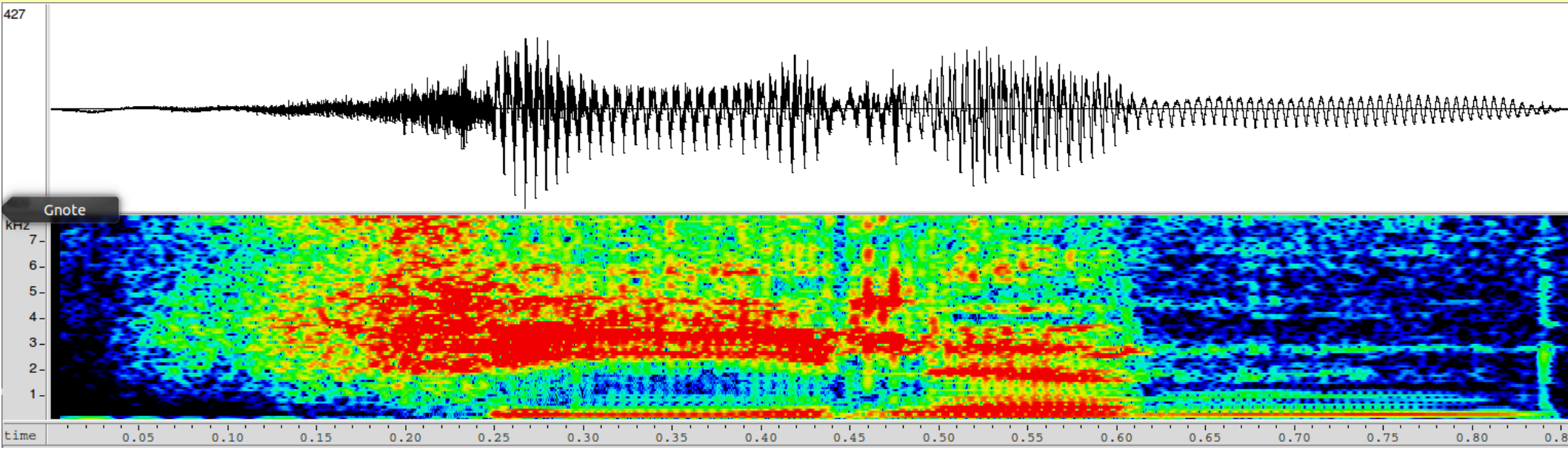
- einfache Wörterbücher mappen jedes Wort auf eine Lautfolge
- Erweiterungen:
  - Aussprachevarianten erfassen
  - Aussprachemodell erlernen (regel-basiert oder sonstwie)
  - Lexikon an Sprecher adaptieren (Tempo, Kontext, Dialect, ...)

Die Spracherkennungsaufgabe (III)

- $\hat{W} = \arg\max W : \mathbf{P(O|Ph)} \times \mathbf{P(Ph|W)} \times \mathbf{P(W)}$
  - die einfachste Form von **P(W)** könnte eine Liste möglicher Sätze und ihrer zugeordneten Wahrscheinlichkeiten sein.
  - **P(Ph|W)** im einfachsten Fall ein Wörterbuch
- das **akustische Modell P(O|Ph)**
  - bewertet das Sprachsignal auf Passfähigkeit zu einer Lautfolge
  - Beschreibung des Signals durch Sequenz von Beobachtungsmerkmalen:

- $\mathbf{O} = (o_1, o_2, o_3, o_4, \ldots o_{tmax})$,
  o_i sind Merkmalsvektoren, die über kurze Audiofenster berechnet werden können (Details: nächste Woche)

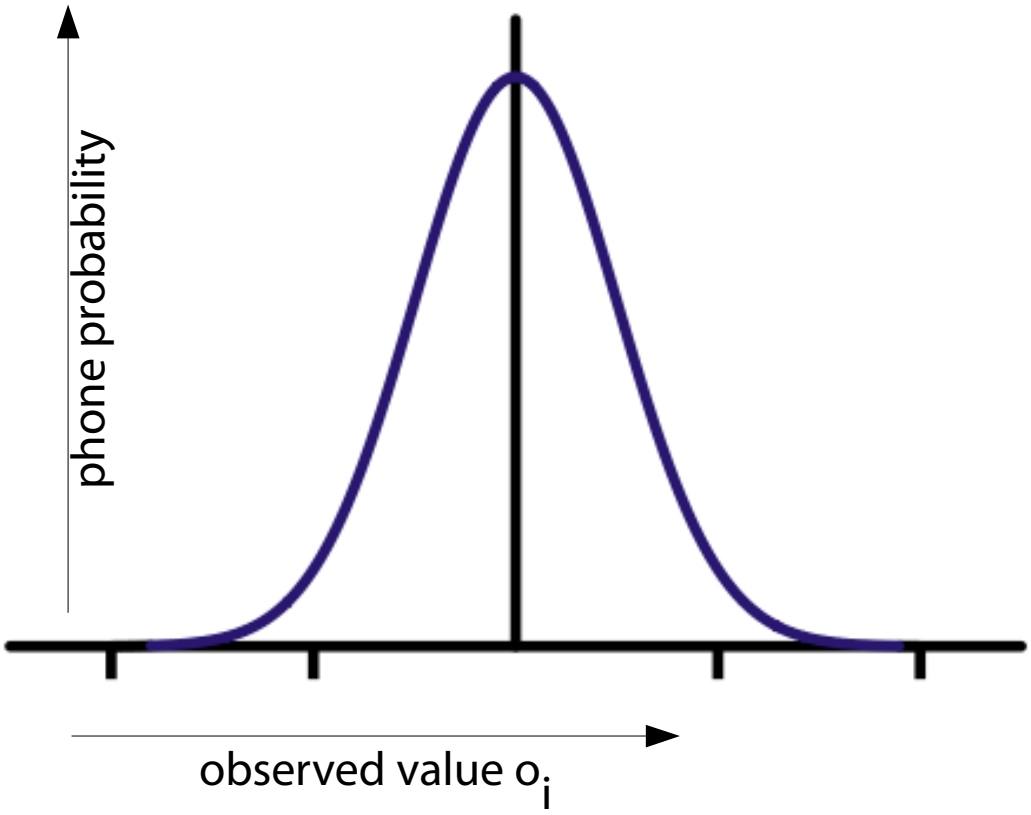
Spectrogram



- Sprache ist ein “quasi-stationäres” Signal:
  - schnelle sich wiederholende Signaländerungen (Perioden mit einer Grundfrequenz)
  - langsame Änderung der Eigenschaften innerhalb der Perioden
- regelmäßige Betrachtung des Signals (fenstern) über mehrere Perioden hinweg

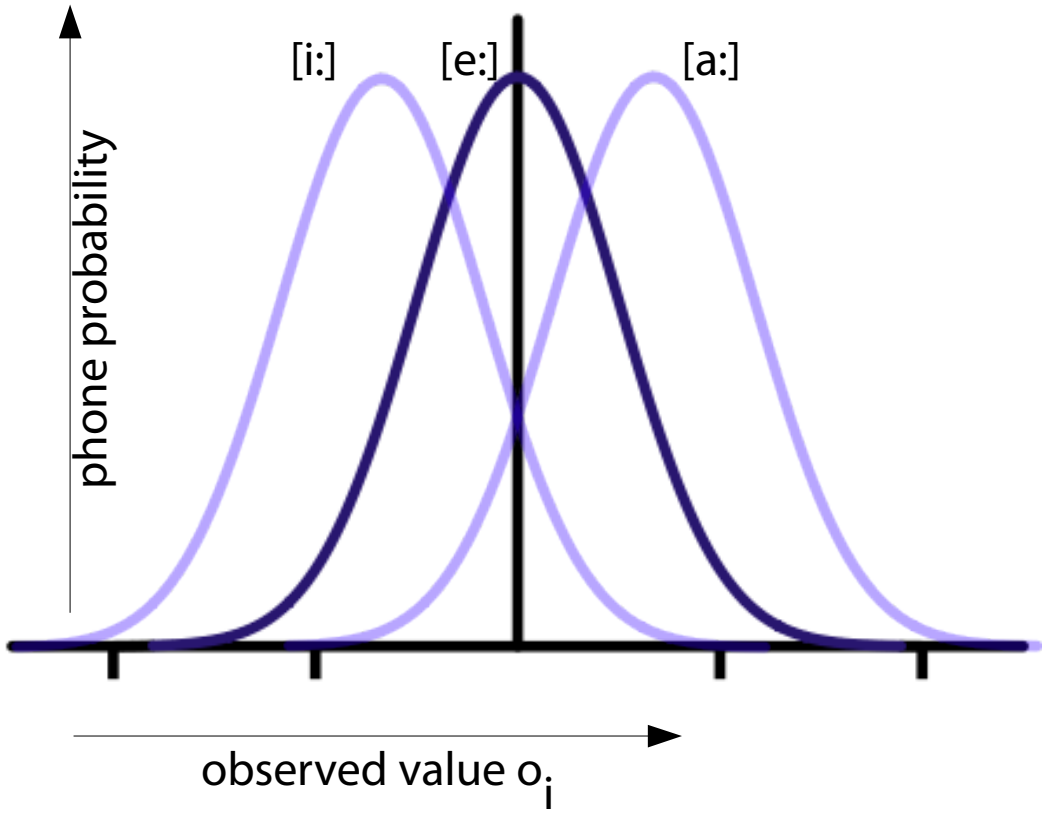
Von Observationen zu Wahrscheinlichkeiten

- jeder Laut erhält sein eigenes Modell
- jedem Lautmodell wird eine Akzeptanzfunktion zugeordnet, die der Observation o_i eine Wahrscheinlichkeit zuordnet
- üblich: Gaußverteilungen
  - nur zwei Parameter: μ and σ
- Wahrscheinlichkeit lässt sich anhand der Observation schätzen
- o_i könnte zu jedem Laut gehören
  → Wahrscheinlichkeit für alle Laute berechnen



Von Observationen zu Wahrscheinlichkeiten

- jeder Laut erhält sein eigenes Modell
- jedem Lautmodell wird eine Akzeptanzfunktion zugeordnet, die der Observation o_i eine Wahrscheinlichkeit zuordnet
- üblich: Gaußverteilungen
  - nur zwei Parameter: μ and σ
- Wahrscheinlichkeit lässt sich anhand der Observation schätzen
- o_i könnte zu jedem Laut gehören
  → Wahrscheinlichkeit für alle Laute berechnen



Lautmodelle

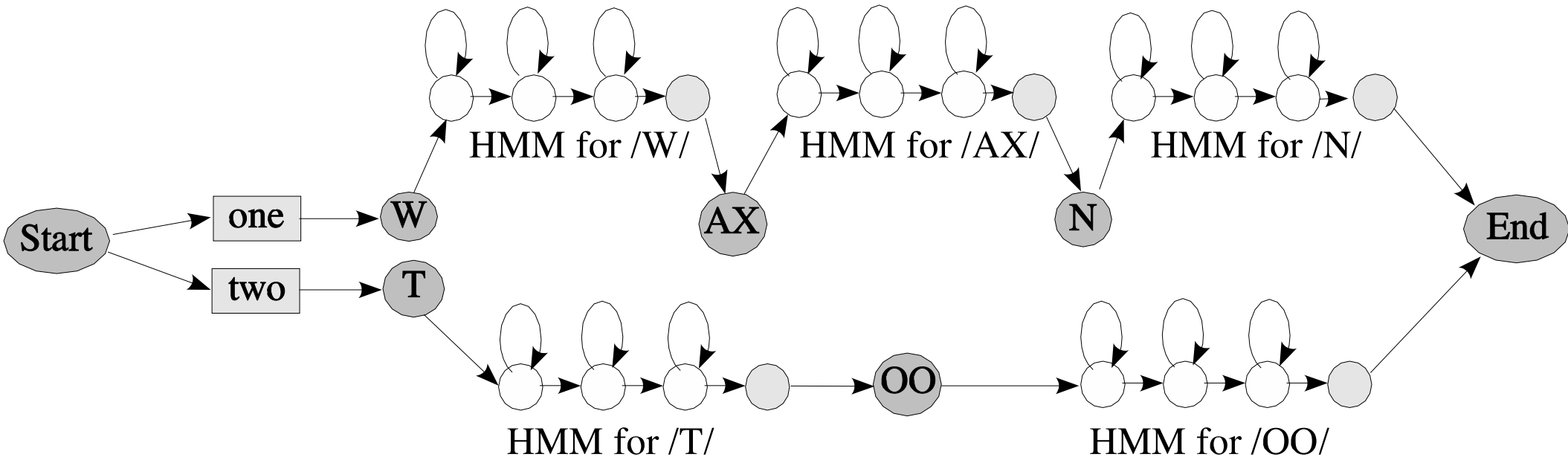
- jedes Lautmodell "akzeptiert" eine Observation mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit
  (=wie gut passt das gehörte zu dem Laut)
- meist dauert ein Laut länger als eine Observation
  - aber wie lang genau?
- Modellierung durch Übergangswahrscheinlichkeiten
  - Laute unterscheiden sich in ihrer "Lieblingsdauer"
- transition probabilities + observation probabilities
  - … plus Lexicon plus Language Model …

    → Hidden Markov Models to the rescue!

Hidden-Markov Models

- einheitliches Modell für Spracherkennungsvorgang
- **Markov**-Annahme: die Zukunft hängt nur von einer kurzen Vergangenheit ab
  - bzw.: Vergangenheit kann in einen Zustand gepresst werden
  - Observation kann ohne Betrachtung der vollen Historie “verstanden” werden
- wir konstruieren einen Zustandsgraphen in dem jeder Zustand die gesammte (relevante) Historie zusammenfasst

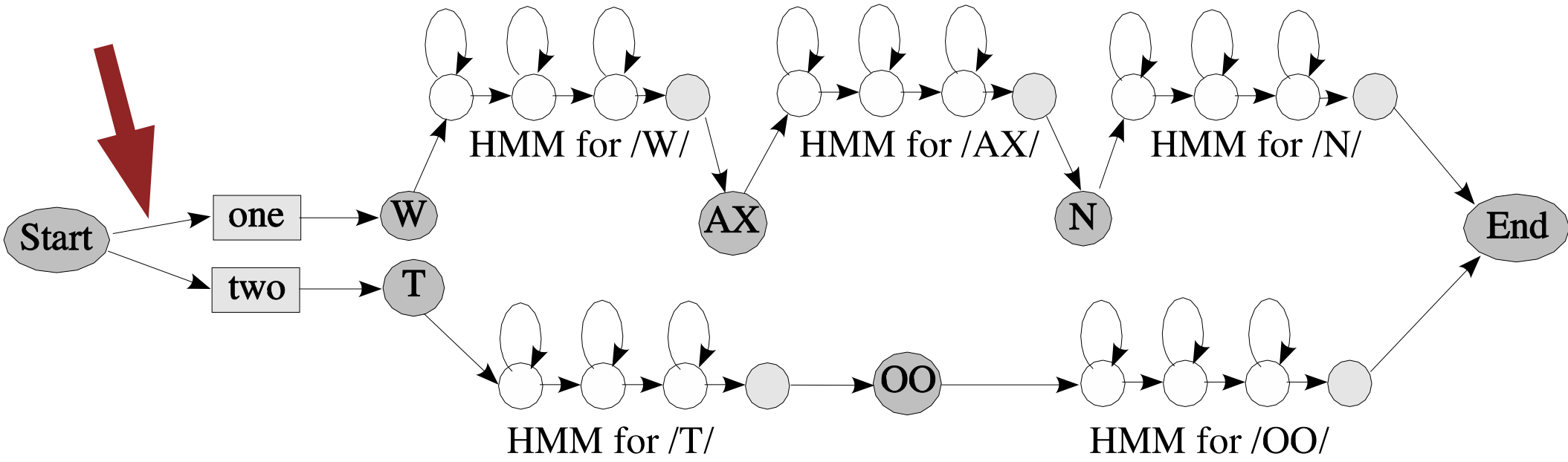
The Search Graph



built from language model (here: S→“one”|“two”),
lexicon (one→/W AX N/, two→/T OO/), and phone models

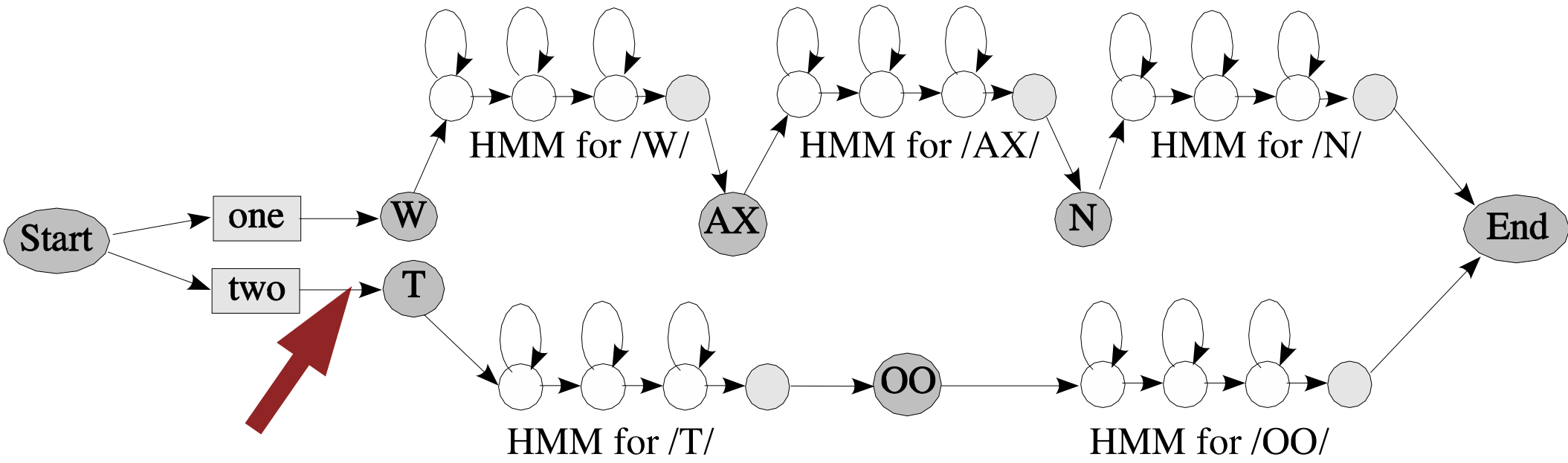
aus: Walker et al., Sphinx-4: A Flexible Open Source Framework for SR, 2004.

The Search Graph



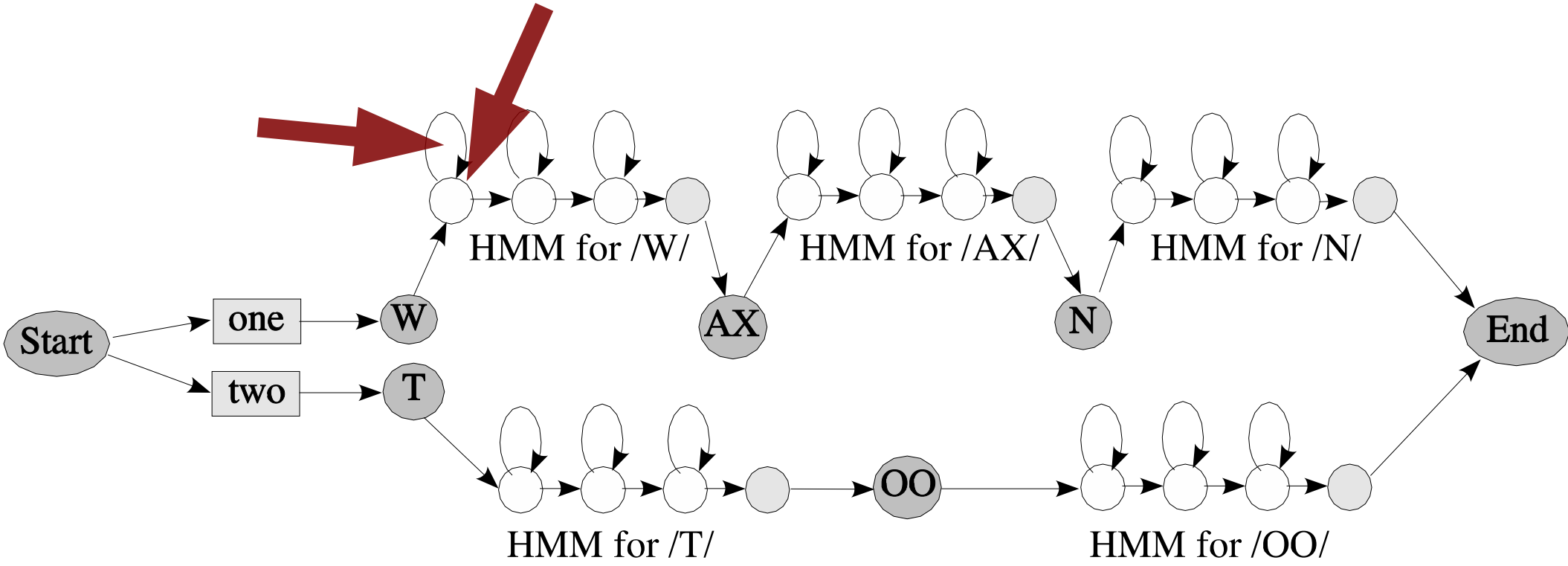
- transition probabilities from language model

The Search Graph



- expansion to sounds from the lexicon

The Search Graph

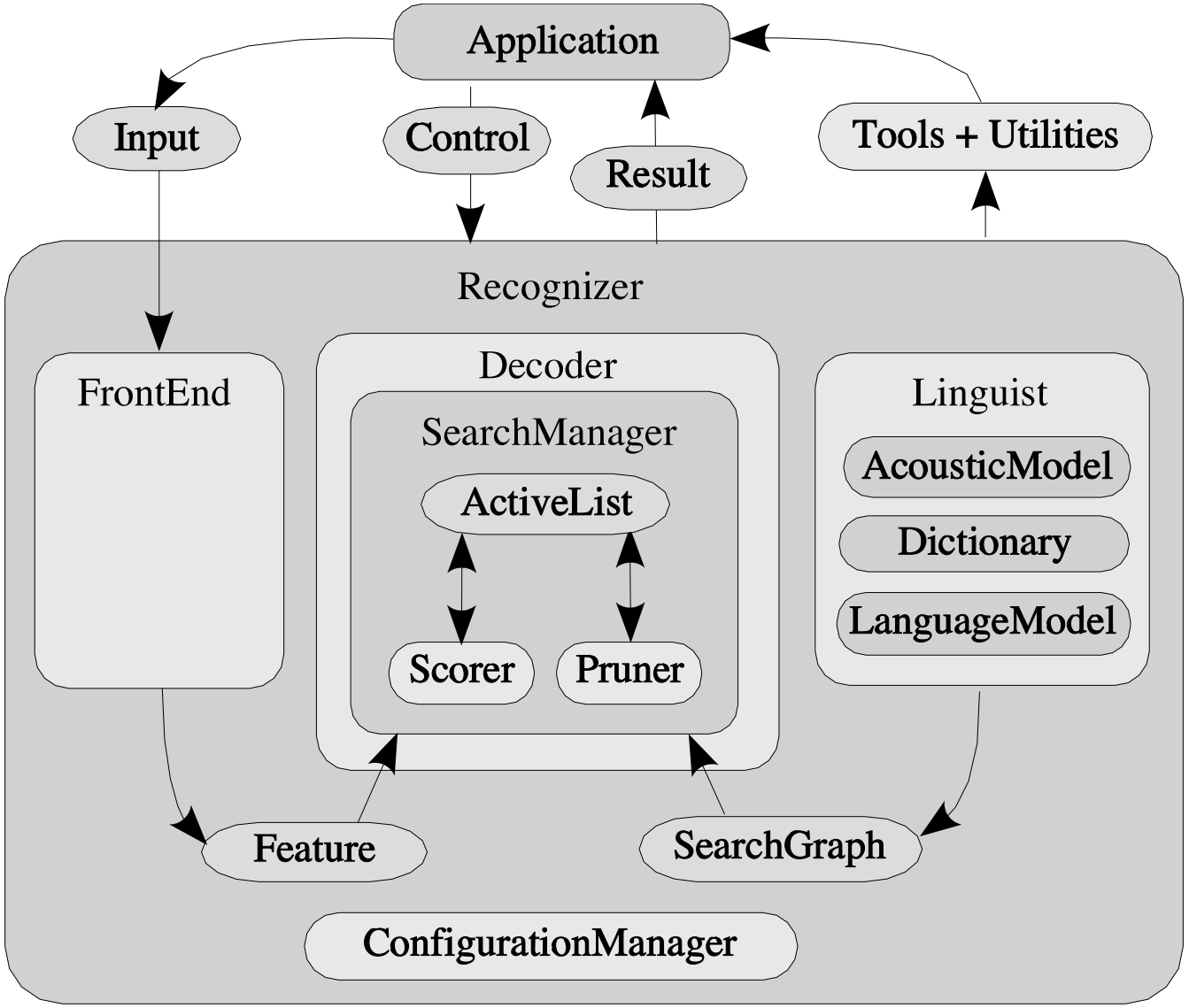


- acoustic model: transition probabilities (A) and emission/observation probabilities (B)

all we need to do is find the most likely path through the graph

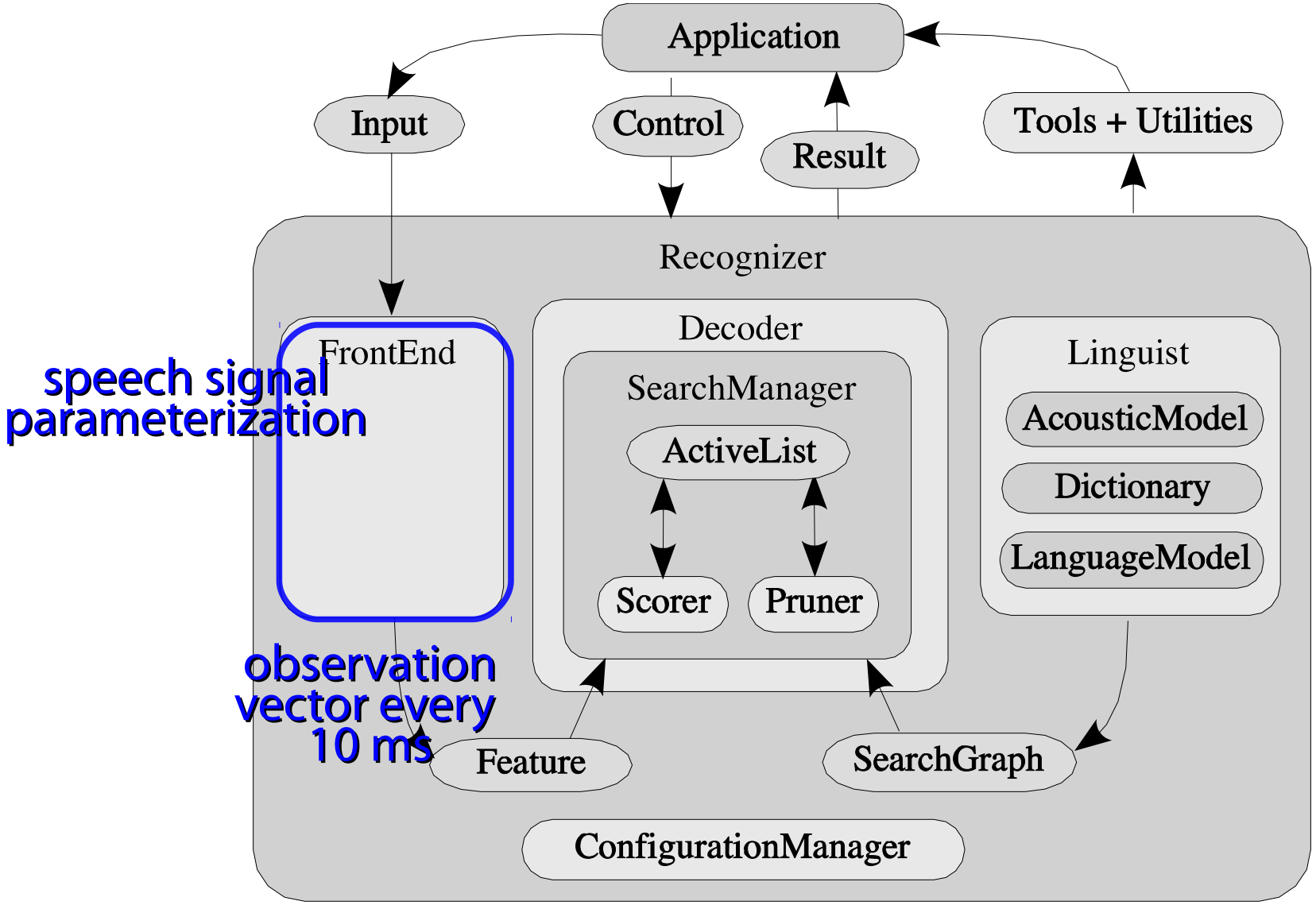
→ Homework

Sphinx-4: A Flexible Open Source Framework for Speech Recognition



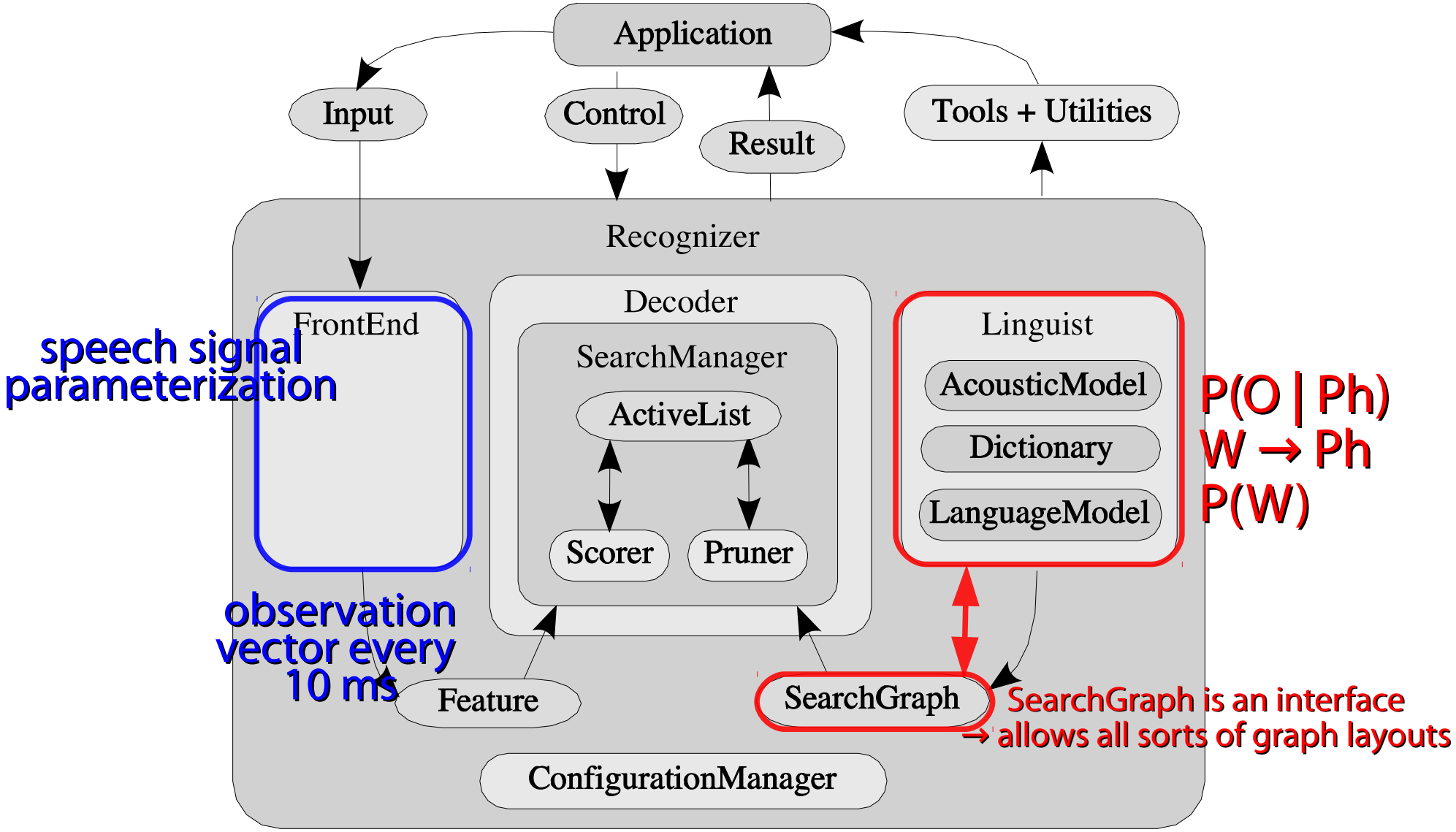
Walker et al., Sphinx-4: A Flexible Open Source Framework for SR, 2004.

Sphinx-4: A Flexible Open Source Framework for Speech Recognition



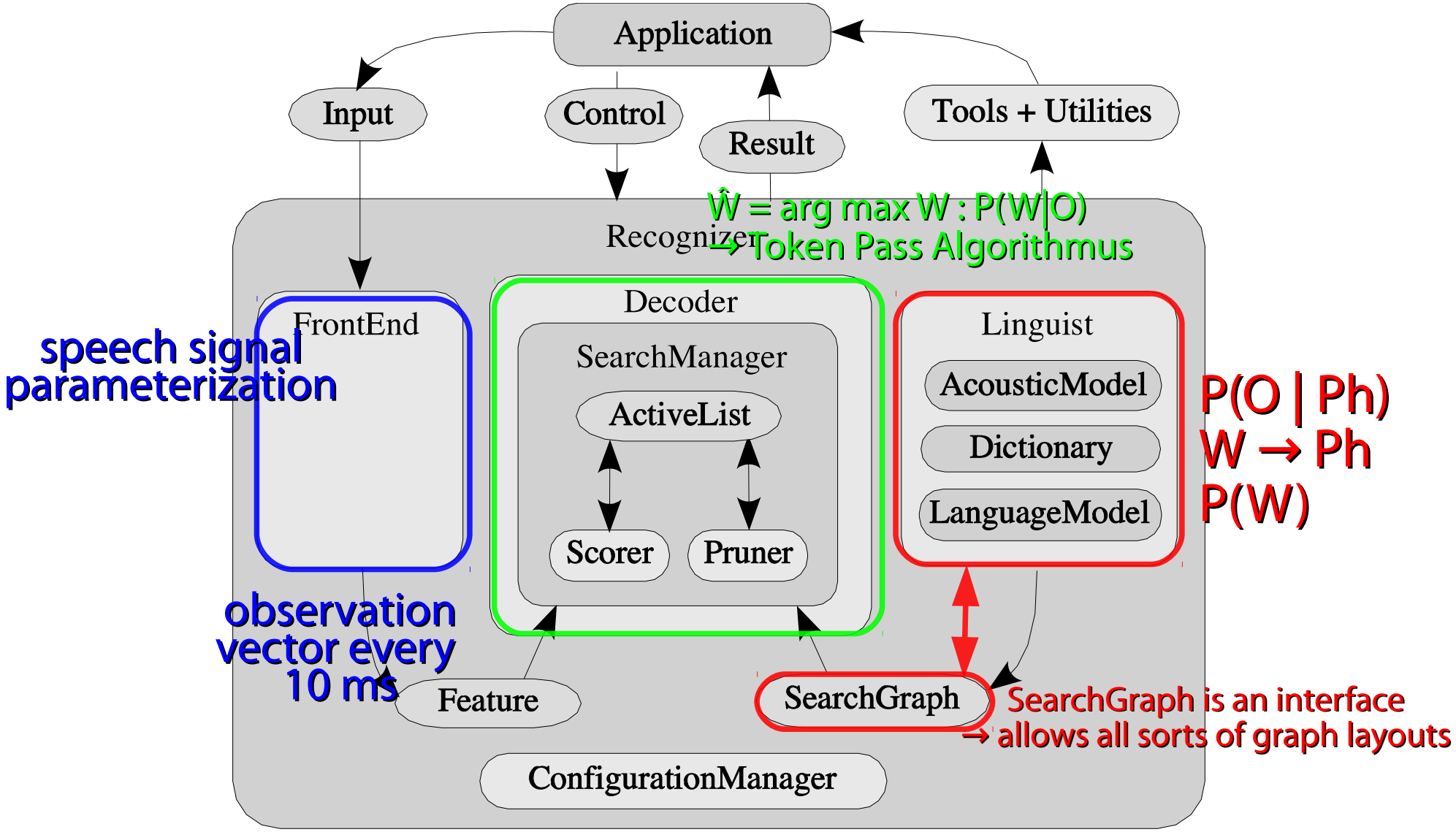
Walker et al., Sphinx-4: A Flexible Open Source Framework for SR, 2004.

Sphinx-4: A Flexible Open Source Framework for Speech Recognition



Walker et al., Sphinx-4: A Flexible Open Source Framework for SR, 2004.

Sphinx-4: A Flexible Open Source Framework for Speech Recognition



Walker et al., Sphinx-4: A Flexible Open Source Framework for SR, 2004.

Zusammenfassung

- Noisy-channel model
- Problem: $\hat{W} = \arg\max W : P(W|O)$
- Lösung: $\hat{W} = \arg\max W : P(O|Ph) \times P(Ph|W) \times P(W)$
  - P(W): Wortfolge-Modell → N-Gram, (weighted) Grammar, ...
  - P(Ph|W): Aussprachemodell → e.g. table lookup, rules, ...
  - P(O|Ph): akustisches Modell → Hidden Markov Models
- Such-Problem
  - zeitsynchrone Suche, dynamische Programmierung
  - Token-Pass-Algorithmus
- Training vereinfacth durch Auftrennung in:
  - Wortfolgen (kann mit beliebigen Texten trainiert werden)
  - Aussprachelexikon (kann man notfalls von Hand anlegen)
  - Lautmodelle (Audiodateien mit bekanntem Inhalt)

$$\hat{\mathbf{W}} = \arg\max \mathbf{W} : P(\mathbf{W}|\mathbf{O})$$

vs.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \times P(A)}{P(B)}$$

$$\hat{\mathbf{W}} = \arg\max \mathbf{W} : P(\mathbf{O}|\mathbf{W})P(\mathbf{W})$$

Confidence estimation

- we don't solve the original question arg max W: P(W|O)
  - hence, we can't use the probability to say how confident we are
  - we do this because P(O) is untractable to compute and we need to use Bayes' rule
- come up with a heuristic to generate a *confidence measure/rejection threshold* (per sentence or better per word)
  - based on search parameters, acoustic parameters, language model probabilities, dialogue state, multi-modal information, confusion matrices, ...
  - highly useful for downstream processing: „Sorry, I am unsure: did you say Dallas Airport or Dulles Airport in DC area?“ more useful than „Sorry, I am unsure, can you repeat please?“ which is more useful than „Ok, I'll look for flights to Dallas.“

Training and decoding optimizes for P(**W**|**O**).
What does this mean?
What could/should be done differently?

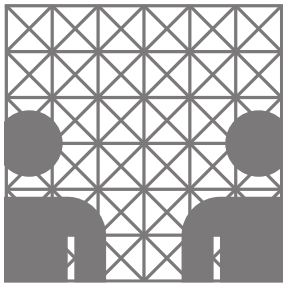
- not all utterances are equally important
- we do not typically care for how many utterances we get right, but for the proportion of words that we get right
- but not even all words are equally important
- we have large corpora for speech+text, but little interactional data → hard to optimize for specific types of interaction

Vielen Dank.

baumann@informatik.uni-hamburg.de

https://nats-www.informatik.uni-hamburg.de/SDS19

Universität Hamburg, Department of Informatics
Language Technology Group



Notizen

Further Reading

  - the relevant chapters in: Jurafsky and Martin (2009): *Speech and Language Processing*. Pearson International. InfBib: A JUR 4204x.

- Phonetics:
  - J. Neppert (1999): Elemente einer akustischen Phonetik. Buske.
- Speech Signal Representation:
  - P. Taylor (2009): *Text-to-Speech Synthesis*. Cambridge Univ Press. ISBN: 978-0521899277. InfBib: A TAY 43070 (accessible introduction to the topic)
  - Rabiner & Juang (1993): *Fundamentals of Speech Recognition*. Prentice Hall. Stabi: A 1994/994. (in-depth mathematical approach)
  - Dong Yu, Li Deng (2015): *Automatic Speech Recognition: A Deep Learning Approach*. Springer. InfBib: A AUT 51465 (NN-based methods)
- Token-Pass Algorithm:
  - Young, Russel, Thornton (1989): "Token Passing: A Simple Conceptual Model for Connected Speech Recognition Systems", *Tech.Rep. CUED/F-INFENG/TR*, Cambridge University.
- The Sphinx-4 Speech Recognizer:
  - Walker et al. (2004): "Sphinx-4: A Flexible Open Source Framework for Speech Recognition", *Tech.Rep. SMLI TR2004-0811*, Sun Microsystems.

Desired Learning Outcomes

- understand the optimization target of speech recognition and see implications on the whole-system perspective
- understand how separation of problem into sub-problems
  - leads to better learnability of system parameters
  - leads to suboptimal results
- know and understand the details of the basic speech decoding algorithm based on token-passing, as well as be able to discuss its properties (based on homework)
- undestand implications of ASR performance on the whole-system perspective