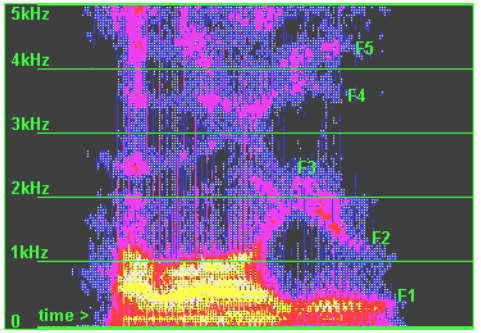
Einführung in die Computerlinguistik

Verarbeitung gesprochener Sprache

WS 2019/2020

Vera Demberg

Sprachverarbeitung



Schallsignal

Spracherkennung

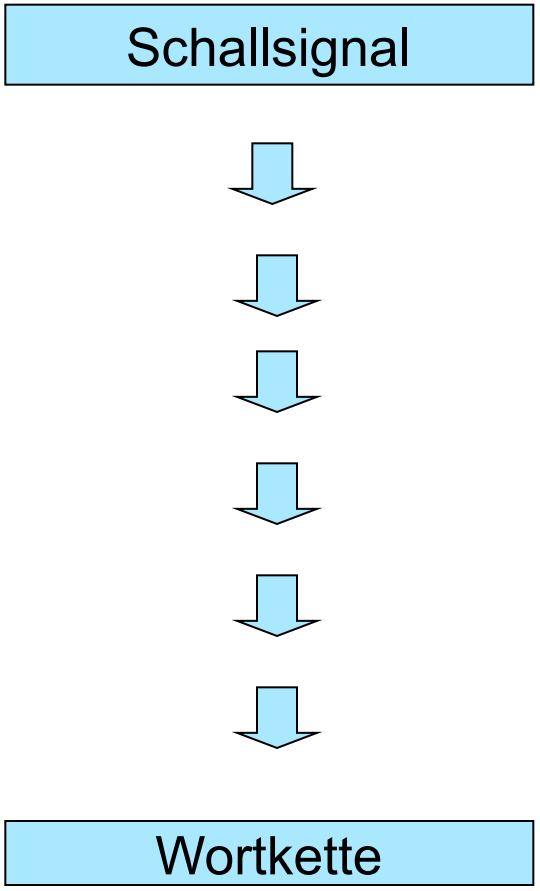
Wortkette

Laura schläft

Sprachverstehen

Information

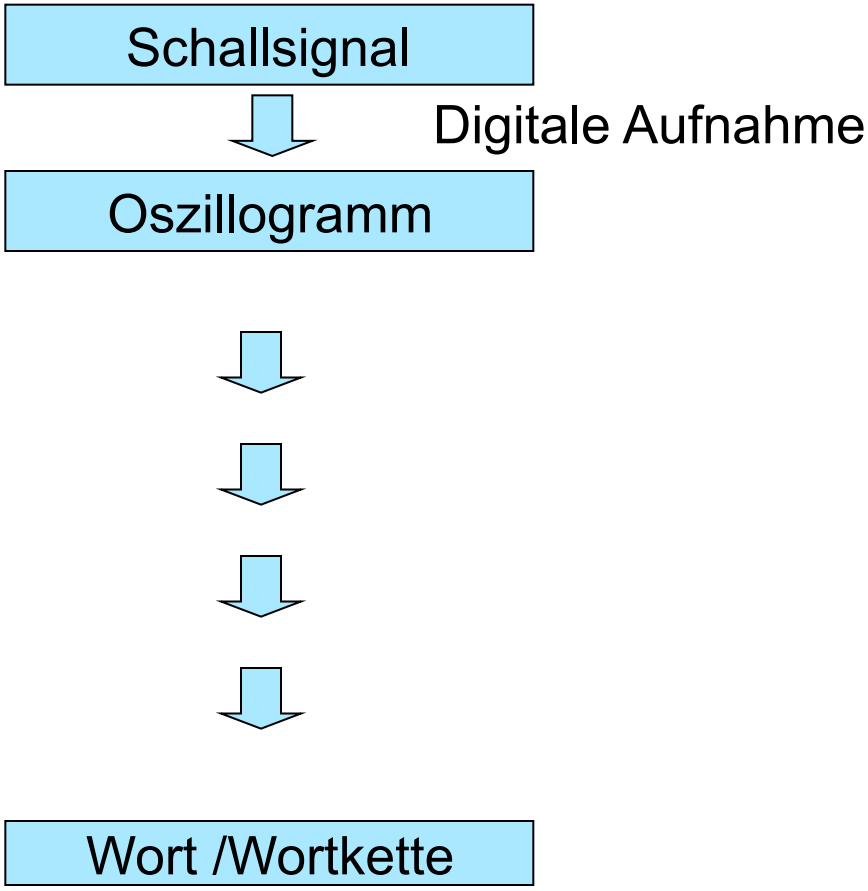
Spracherkennung



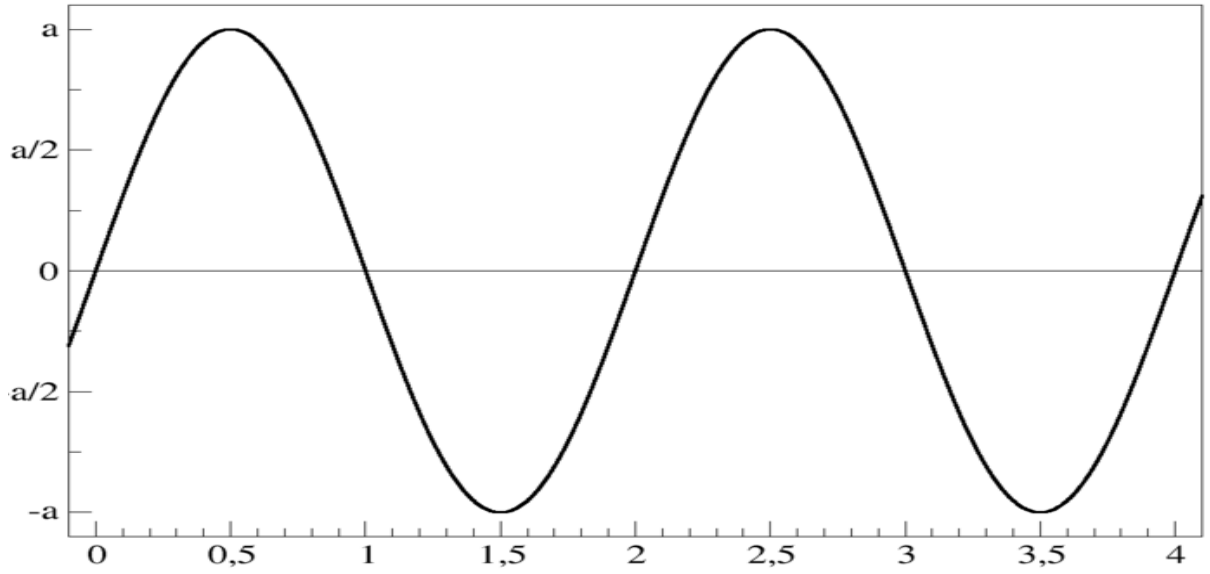
Grundaufgabe der Spracherkennung:

- Gegeben ein kontinuierliches Schallsignal.
- Welche Wortkette wurde vom Sprecher geäußert?

Spracherkennung

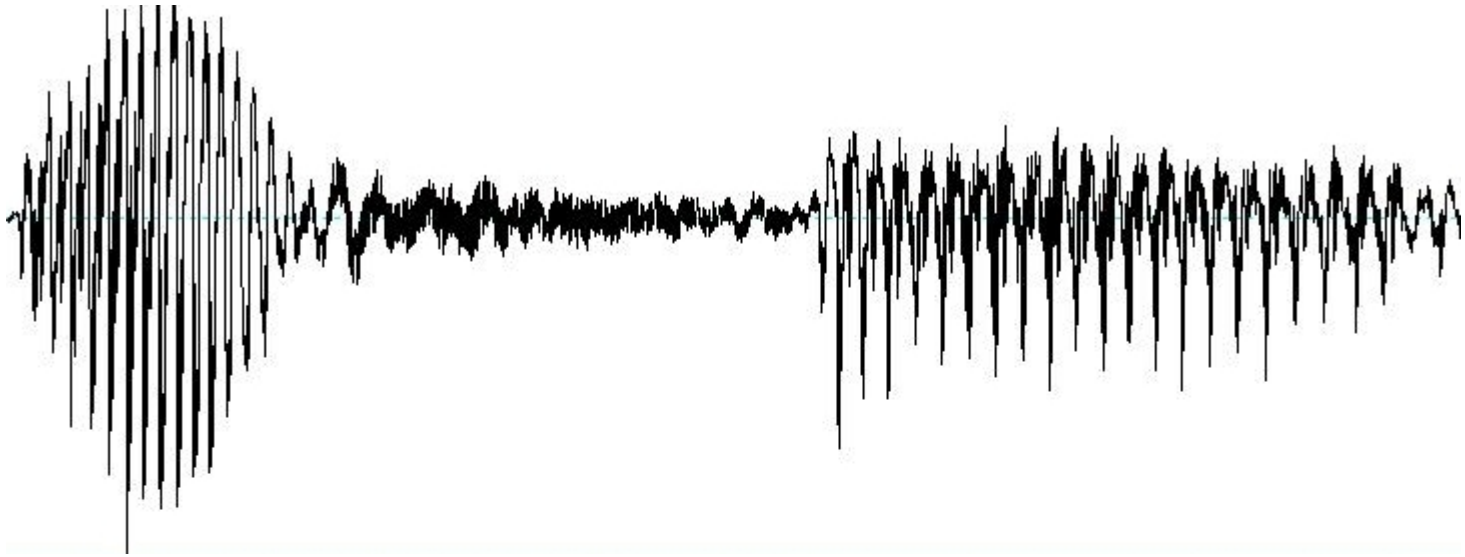


Reine Schwingung



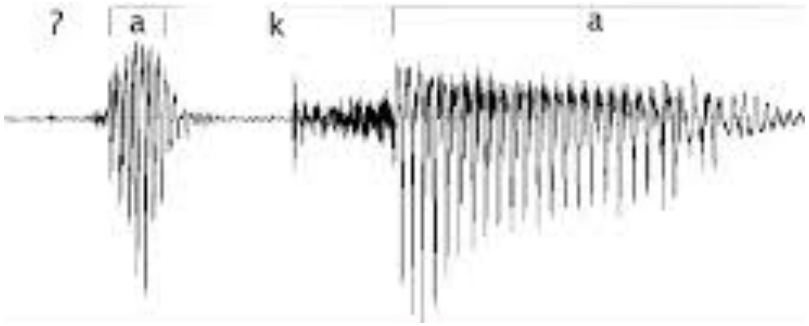
Ein Oszillogramm

- Das Oszillogramm für „afa“



Oszillogramme

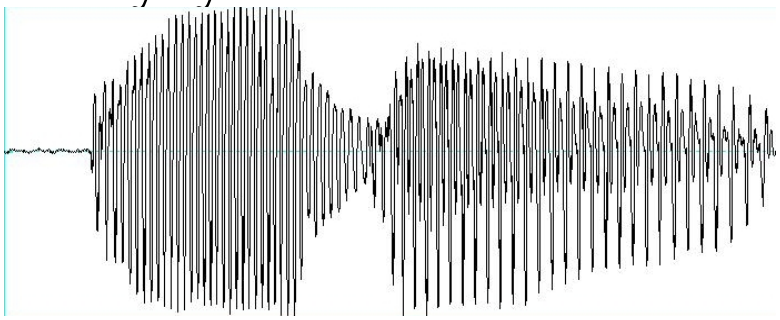
aka



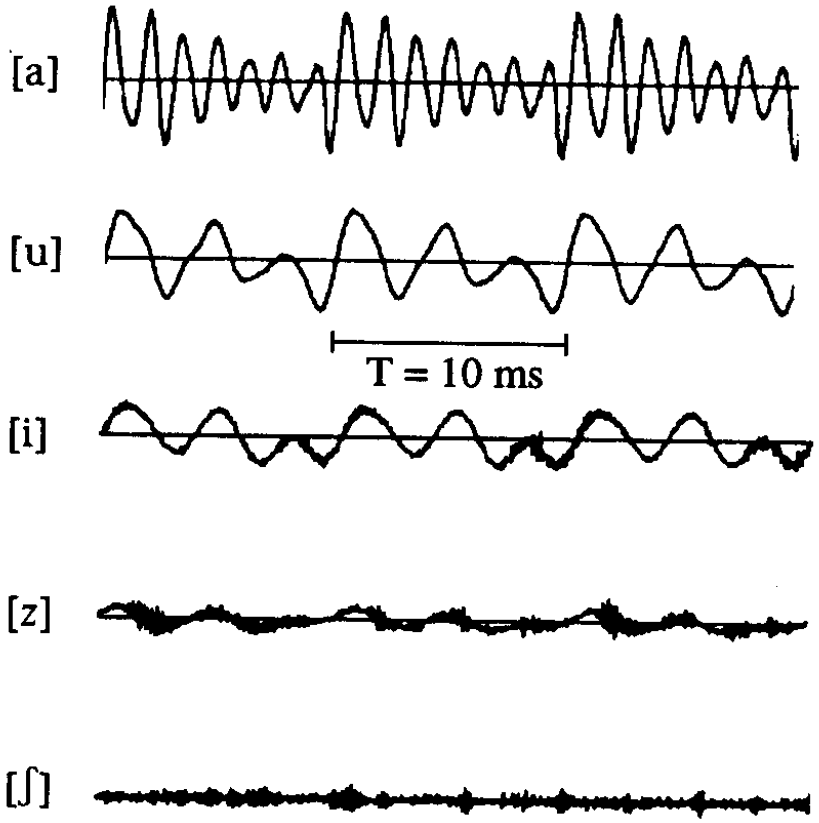
ama

acha

ydy

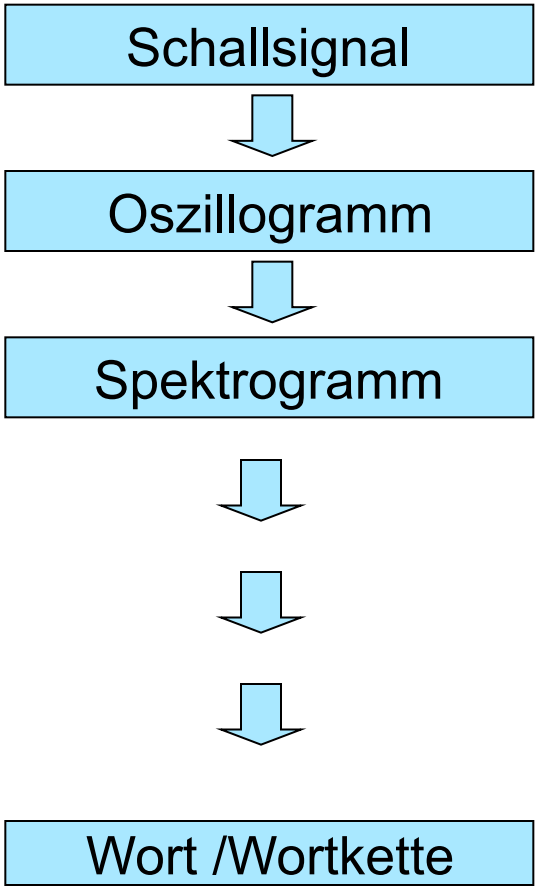


Einzelne Laute als Oszillogramme



- Laute werden charakterisiert durch Kombination von Schwingungen verschiedener Frequenzen
- Im Oszillogramm **schwer erkennbar** (Überlagerung)
- Deshalb: Überführung in Zeit-Frequenz-Diagramm (**Spektrogramm**) mittels Komponentenanalyse (Fourier-Transformation)

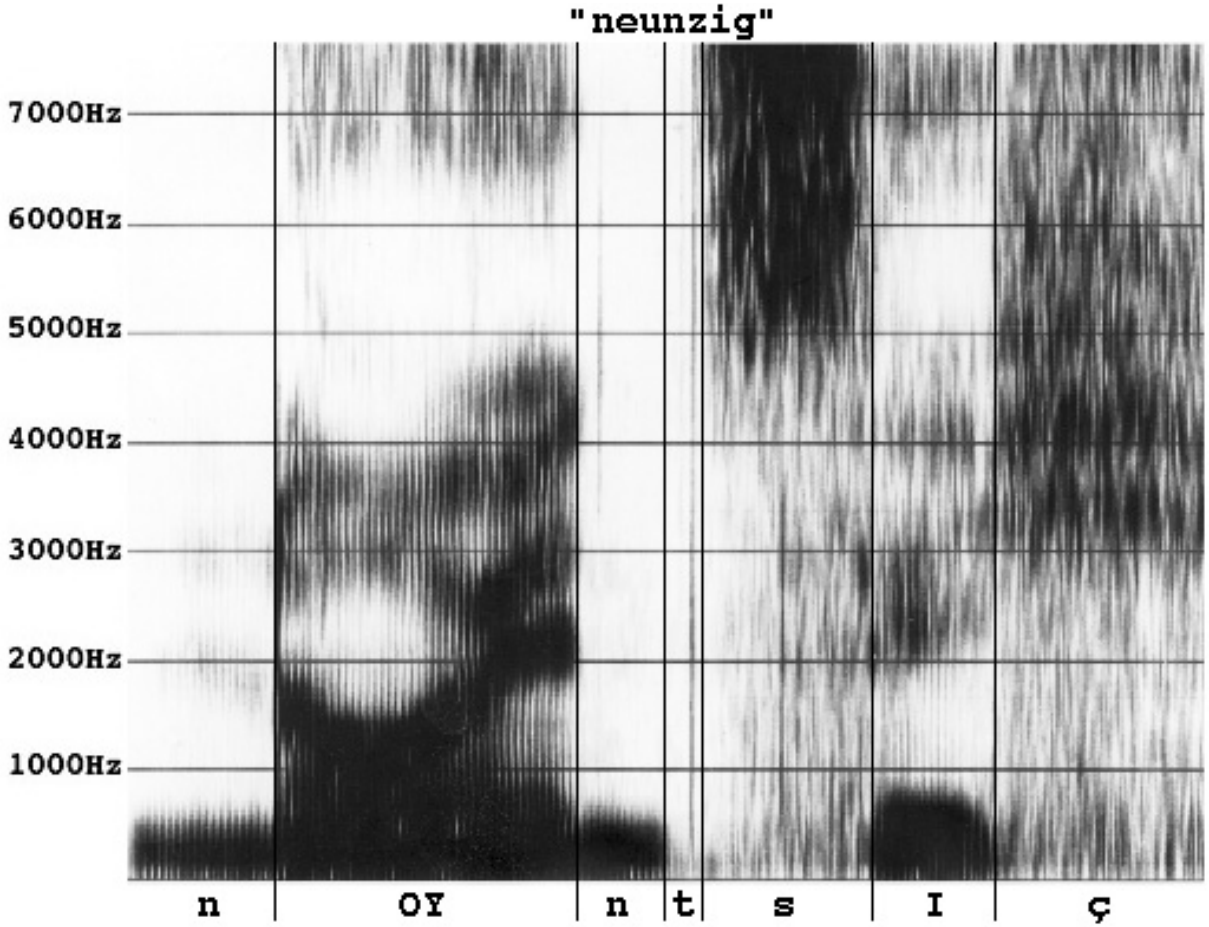
Spracherkennung: (Vereinfachtes) Schema



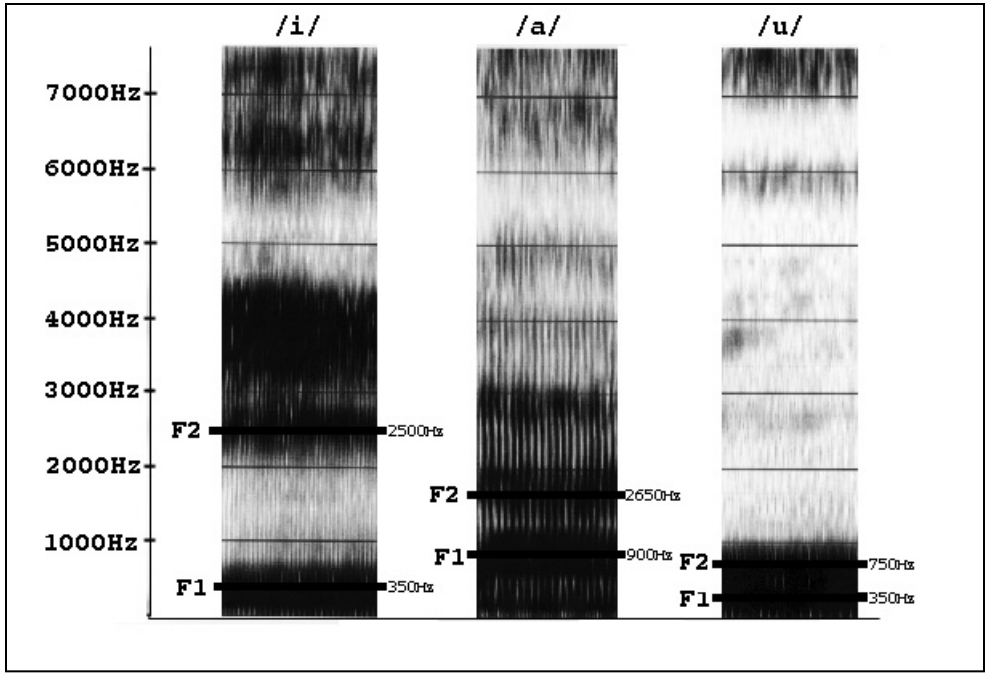
Digitale Aufnahme

Zerlegung in Einzelfrequenzen

Spektrogramm für eine Aufnahme von „neunzig“

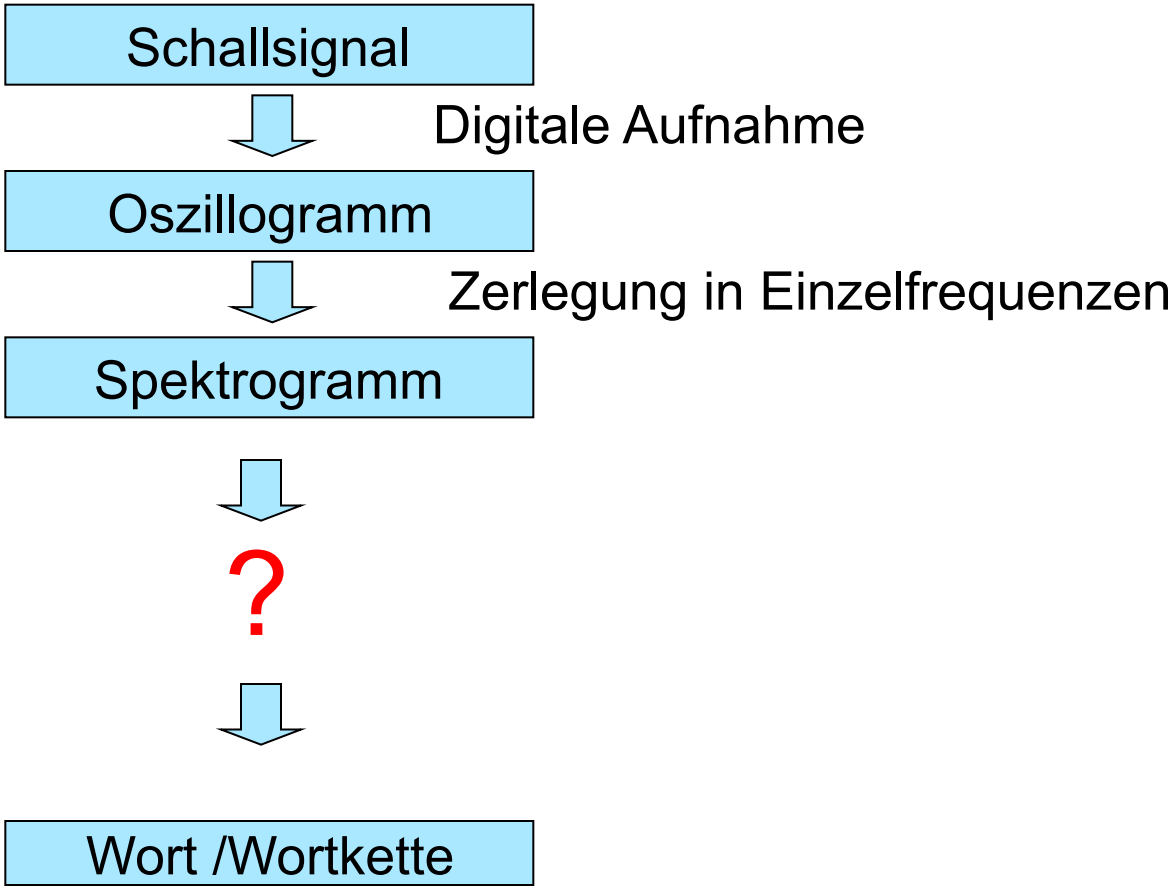


Spektrogramm für die Vokale i,a,u



- Dunkle Färbung: große Schallenergie in einem bestimmten Frequenzbereich.
- Die Formanten (Obertöne) F1 und F2 sind für die charakteristische Vokalqualität verantwortlich.
- Der Verlauf des Basisformanten F0 (hier nicht sichtbar) gibt die Intonation der Äußerung wieder.

Spracherkennung: (Vereinfachtes) Schema



Spracherkennung: Erster Versuch

- Identifikation von Lautgrenzen im Spektrogramm (Segmentierung)
- Abgleich der Spektrogramm-segmente mit einer Datenbank "idealer" Laute (Identifikation)
- Verknüpfung der identifizierten Laute zu Wörtern und Sätzen.

- Funktioniert nicht, wegen der Varianz des Signals.

Problem 1: Varianz des Signals

- Gleicher Laut / gleiches Wort wird nicht immer gleich ausgesprochen
  - Verschiedene Dialekte
  - Verschiedene Sprecher
  - Unterschiedliche Sprechgeschwindigkeit
  - Physischer und emotionaler Zustand des Sprechers
  - Abhängig von Tonhöhe und Akzent
- Sprachexterne Einflüsse verändern das Signal
  - Raumakustik, Hall, Entfernung
  - Medium: direkte Kommunikation, Telefon, Handy
  - Mikrofonqualität und -charakteristik
  - Hintergrundgeräusche

Spracherkennung: Zweiter Versuch

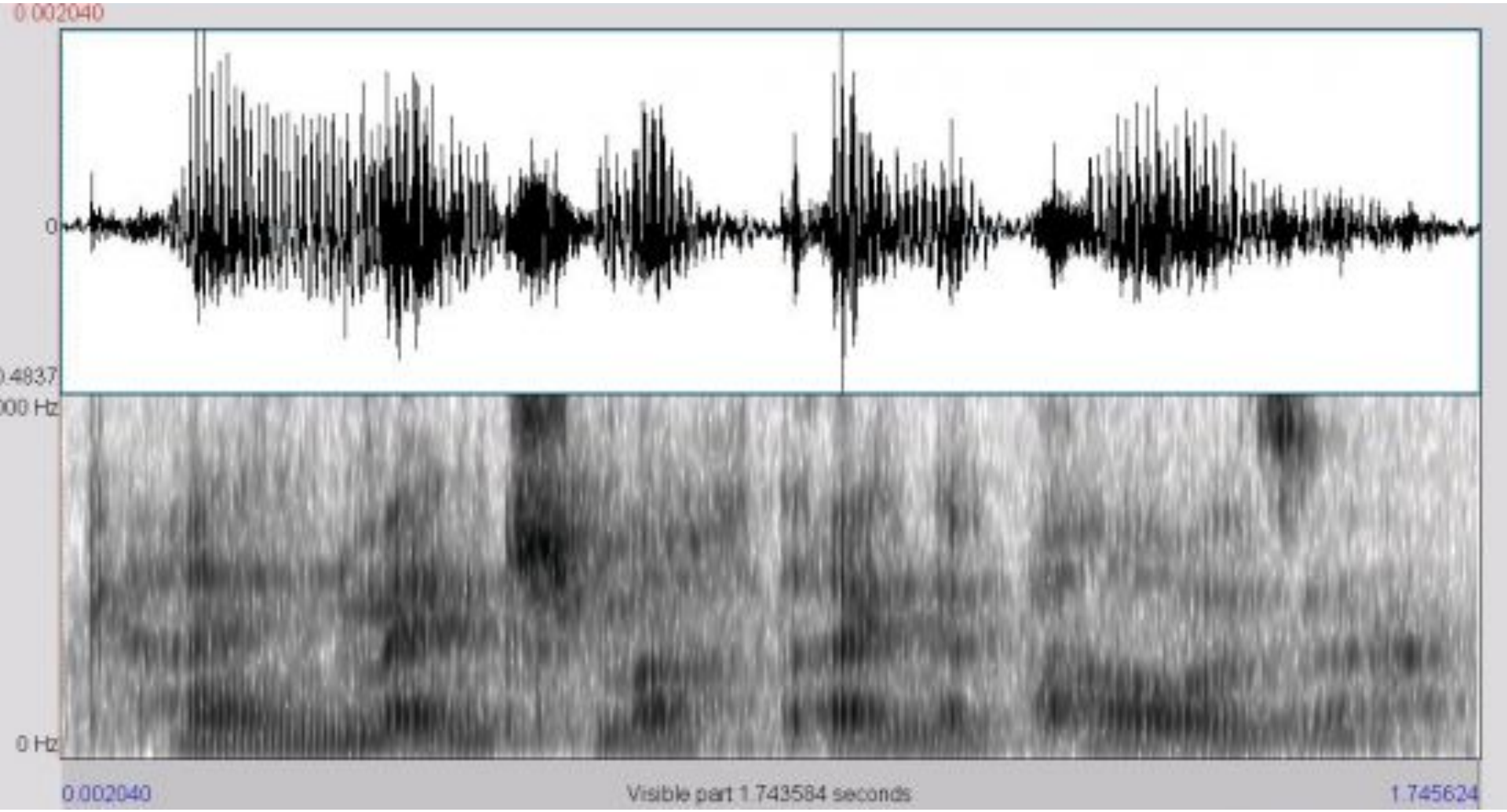
- Identifikation von Lautgrenzen im Spektrogramm (Segmentierung)
- Erstellung eines Trainingskorpus mit Lautannotationen (alignierte phonetische Annotation)
- Bestimmung von Merkmalsmustern für die Spektrogrammsegmente
- Training eines statistischen Laut-Klassifikators

- Funktioniert nicht, vor allem wegen der Kontinuität des Signals und *Koartikulation*.

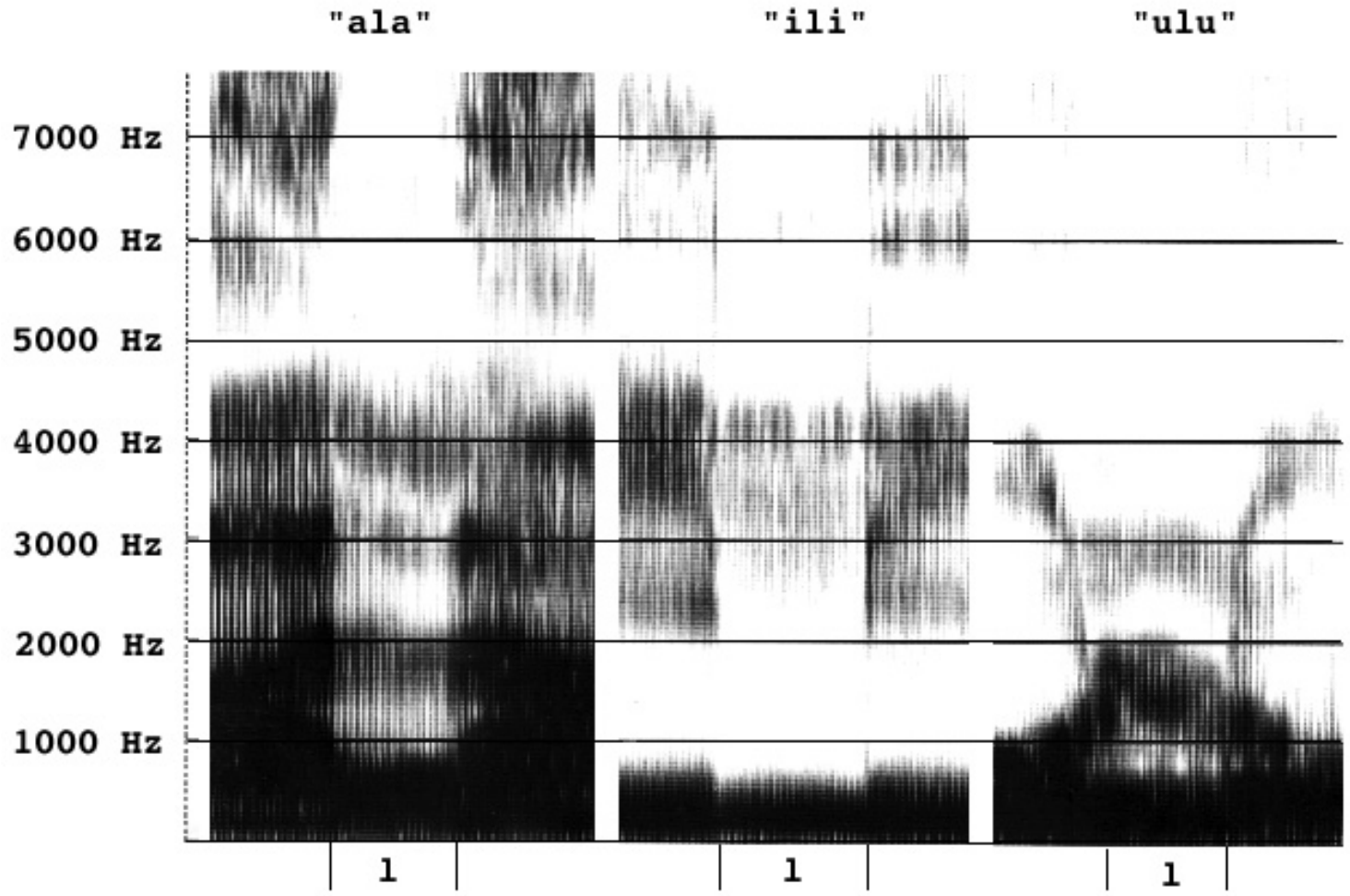
Problem 2: Kontinuität des Signals

- Die Laute eines Wortes lassen sich schwer gegeneinander abgrenzen
  - Wo hört Laut 1 auf, wo fängt Laut 2 an?
  - Dazu kommt das Phänomen der Koartikulation: Laute beeinflussen sich gegenseitig.
    - In Lautfolgen wie [am], [um], [an] kann man nicht den Vokal vom Nasal trennen: Vokal hat Nasal-Qualität und umgekehrt.
    - /k/ wird verschieden realisiert in Koffer, Kind, Kabel
- Wörter sind nur in der Orthografie sauber getrennt.
  - In der gesprochenen Sprache gibt es zwischen Wörtern meistens keine Pause
  - Pausen kommen in spontaner Sprache auch innerhalb von Wörtern vor

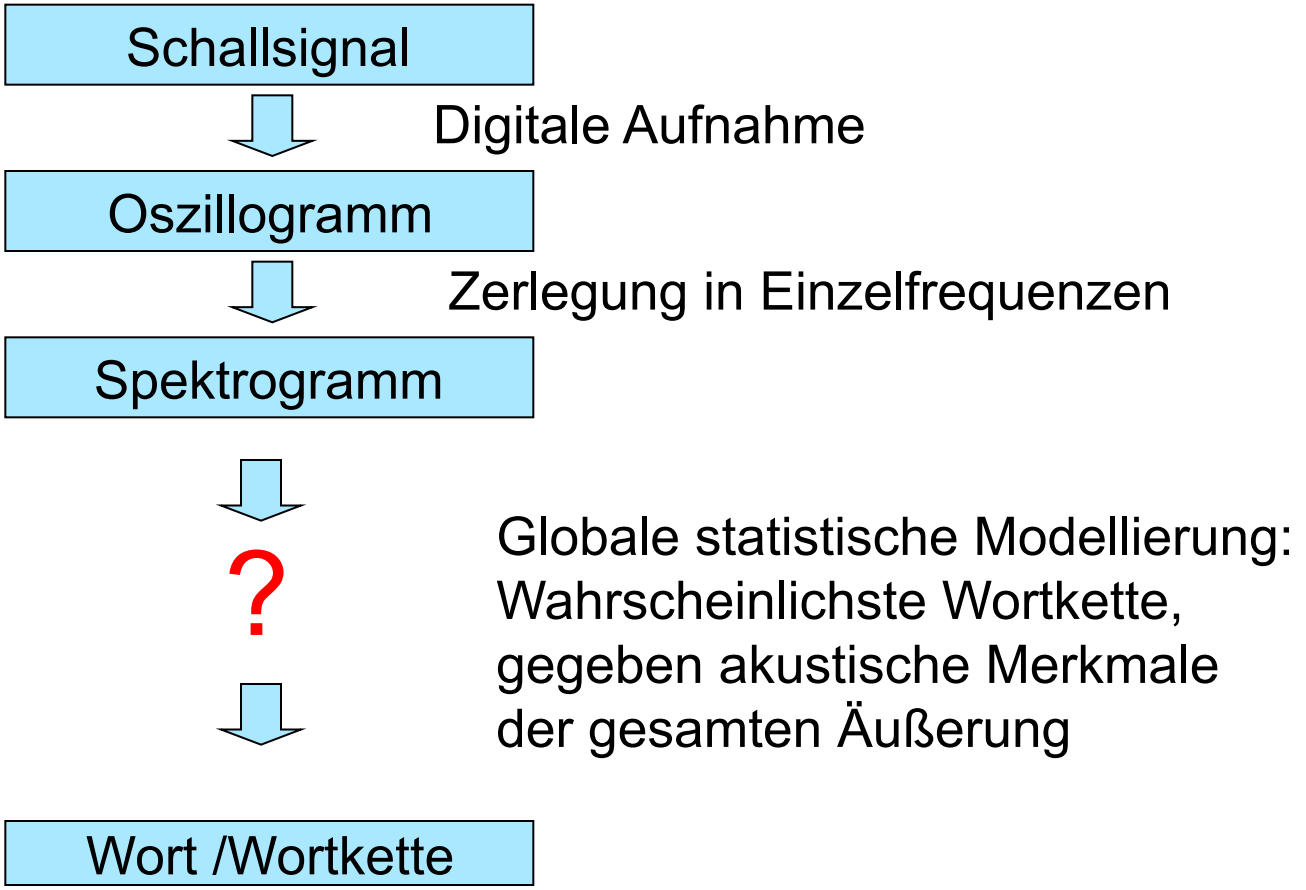
„Kein Mensch macht eine Pause.“



Koartikulation / Kontextabhängigkeit



Spracherkennung: (Vereinfachtes) Schema



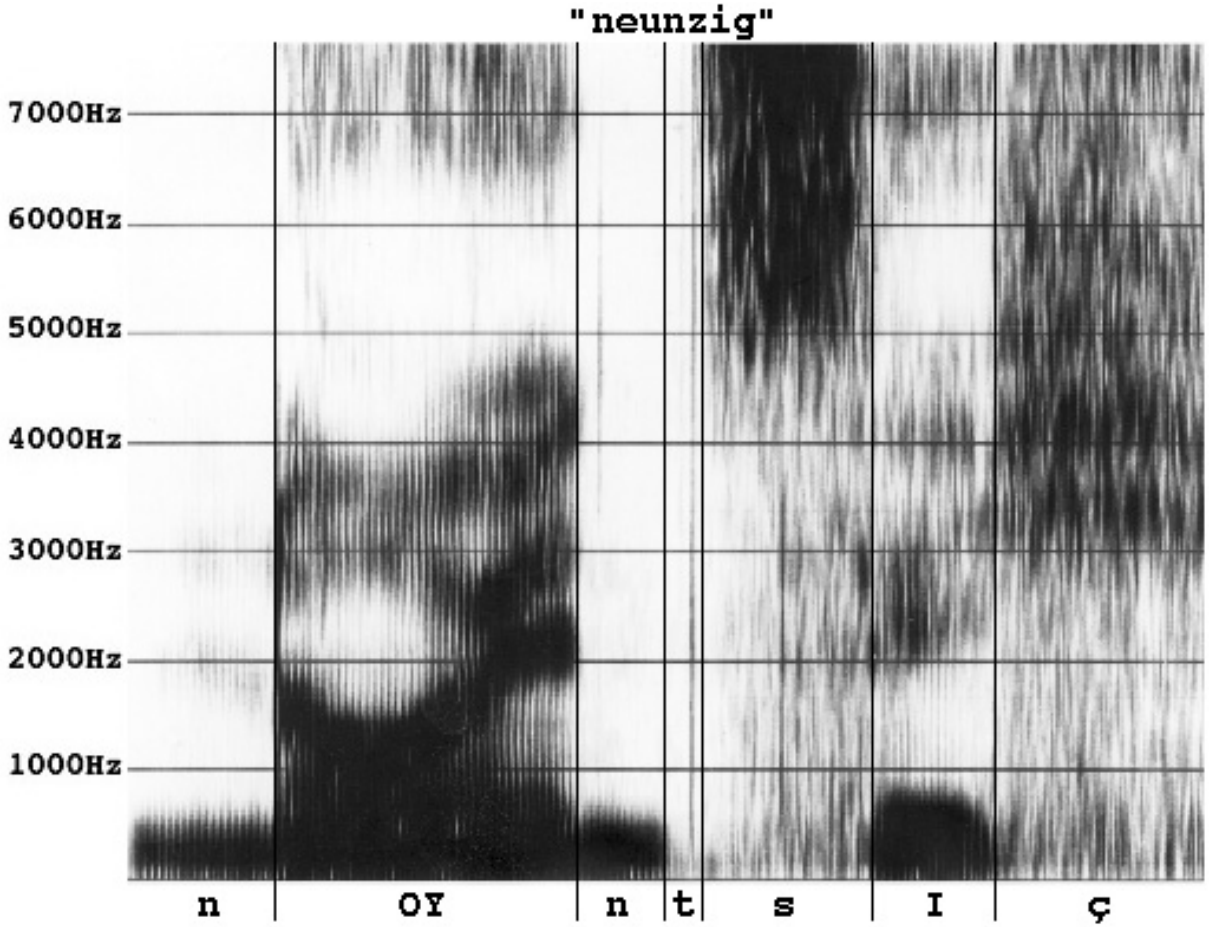
Statistische Modellierung: Allgemeines Schema

- Manuelle Korpusannotation
- Merkmalsspezifikation
- Automatische Merkmalsextraktion
- Training eines statistischen Modells
- Evaluierung

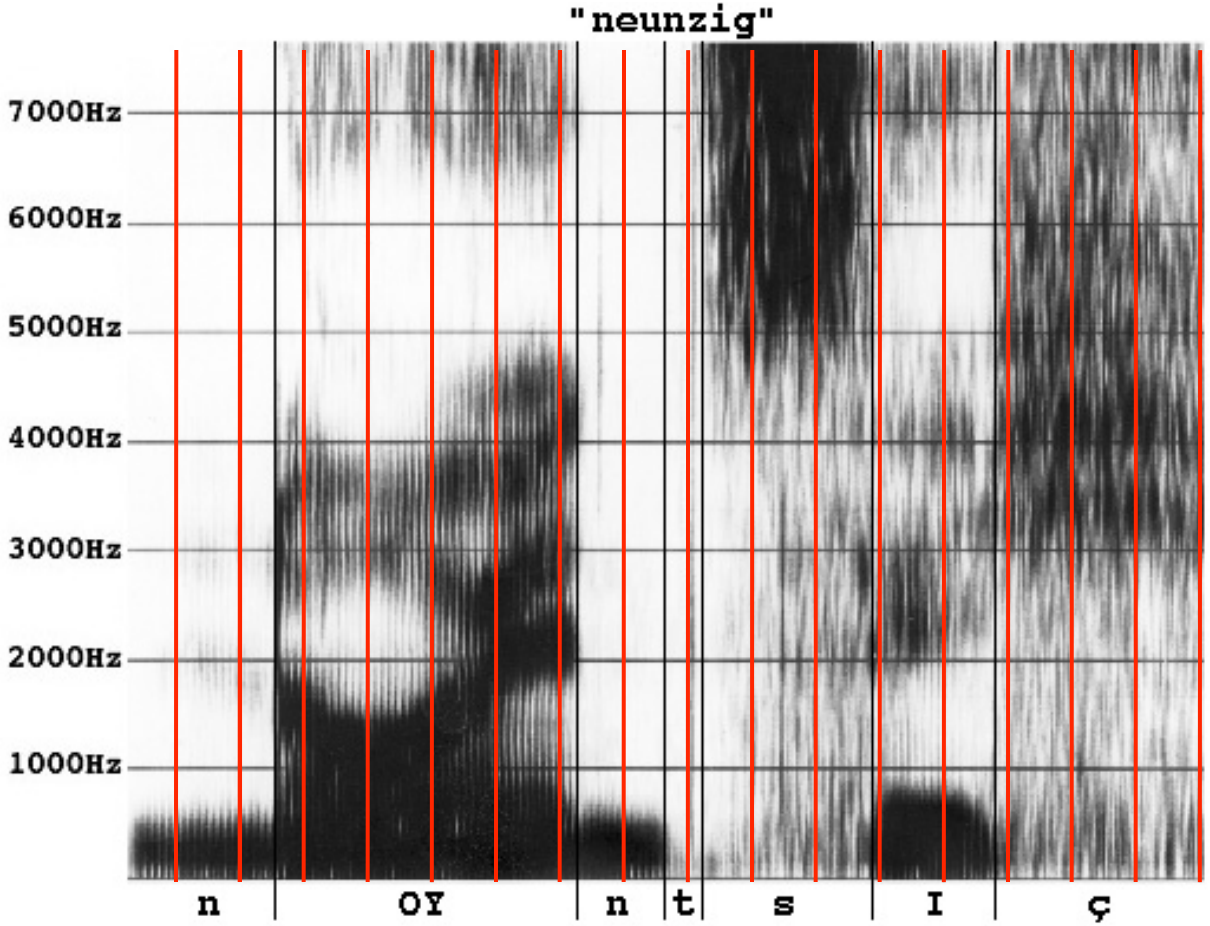
Merkmalsspezifikation

- Was sind die Einheiten, von denen wir ausgehen?
  - Zerlegung des Signals in „Beobachtungen“: Zeitfenster von z.B. 30 ms

Spektrogramm für ein deutsches Wort



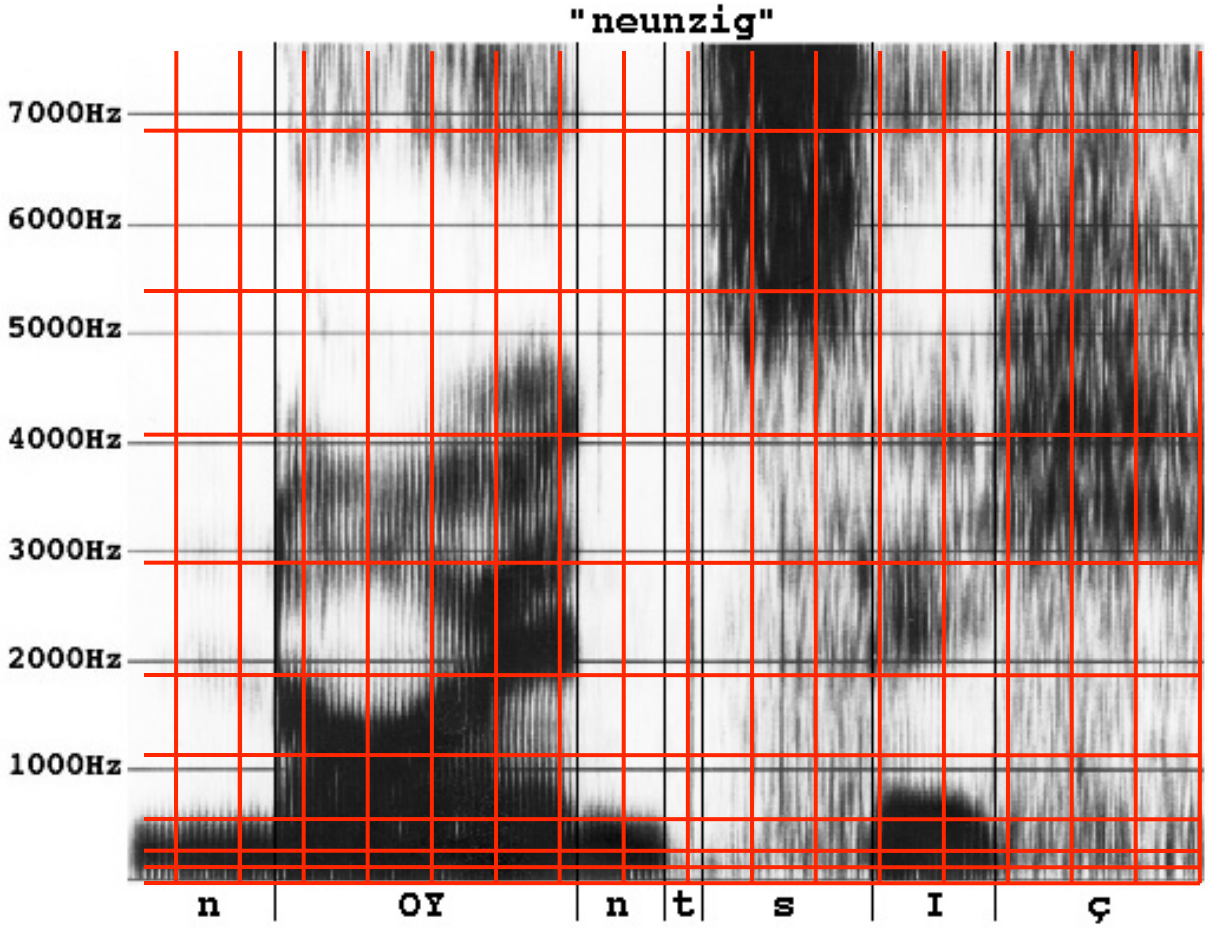
Merkmalsspezifikation: Zeitfenster



Merkmalsspezifikation/-extraktion

- Zerlegung des Signals in „Beobachtungen“: Zeitfenster von z.B. 30 ms
- Zerlegung jeder Beobachtung in Frequenzintervalle (z.B. Vierteltonschritte im Standard-12-Ton-System)

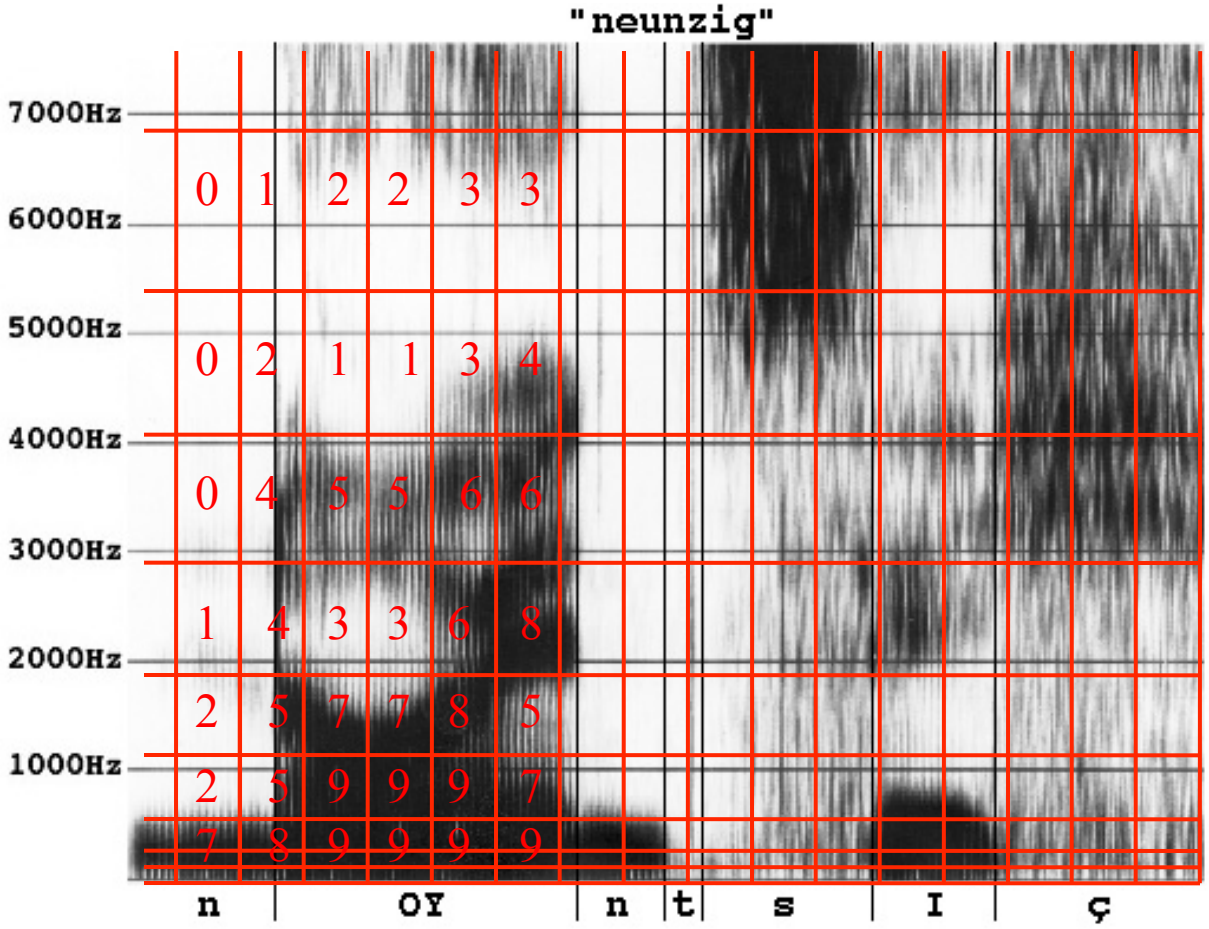
Spektrogramm für ein deutsches Wort



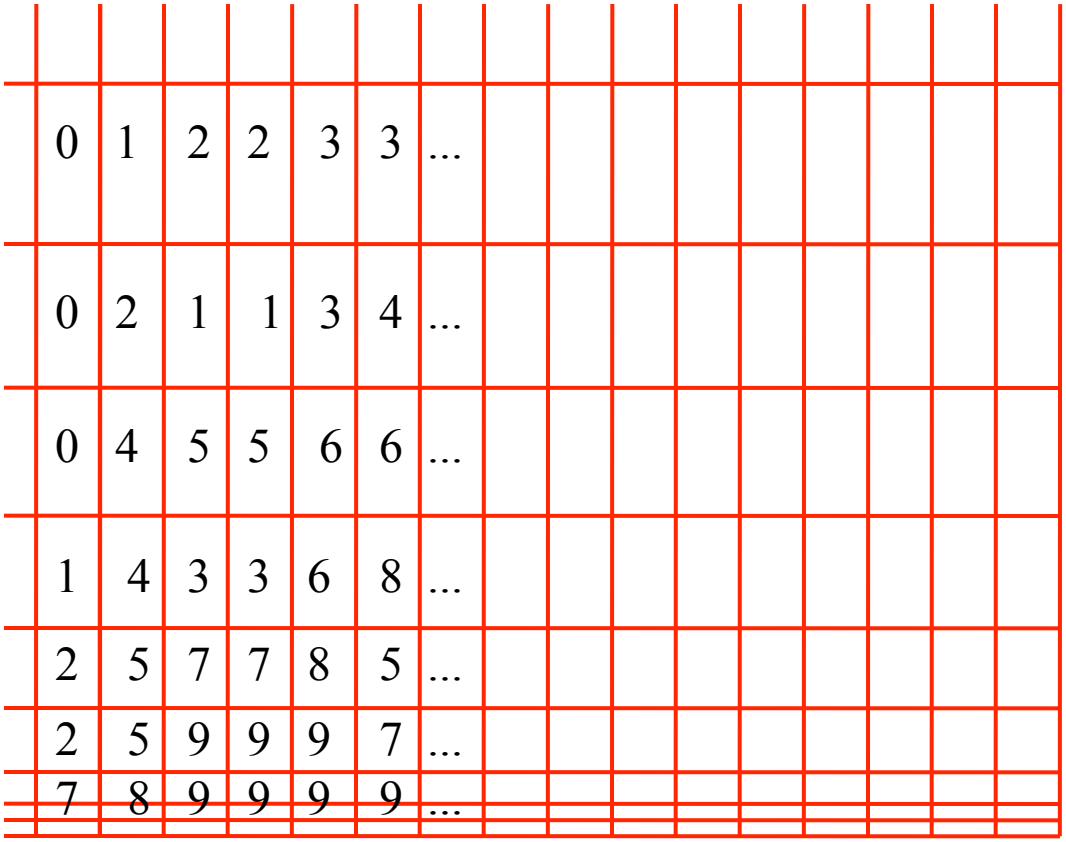
Merkmalsspezifikation/-extraktion

- Zerlegung des Signals in „Beobachtungen“: Zeitfenster von z.B. 30 ms
- Zerlegung jeder Beobachtung in Frequenzintervalle (z.B. Vierteltonschritte im Standard-12-Ton-System)
- Bestimmung des Schalldrucks (Schallenergie) in jedem Zeit-Frequenz-Fenster
- Resultat: Eine Folge von Einzelbeobachtungen, die durch Merkmalsvektoren charakterisiert sind

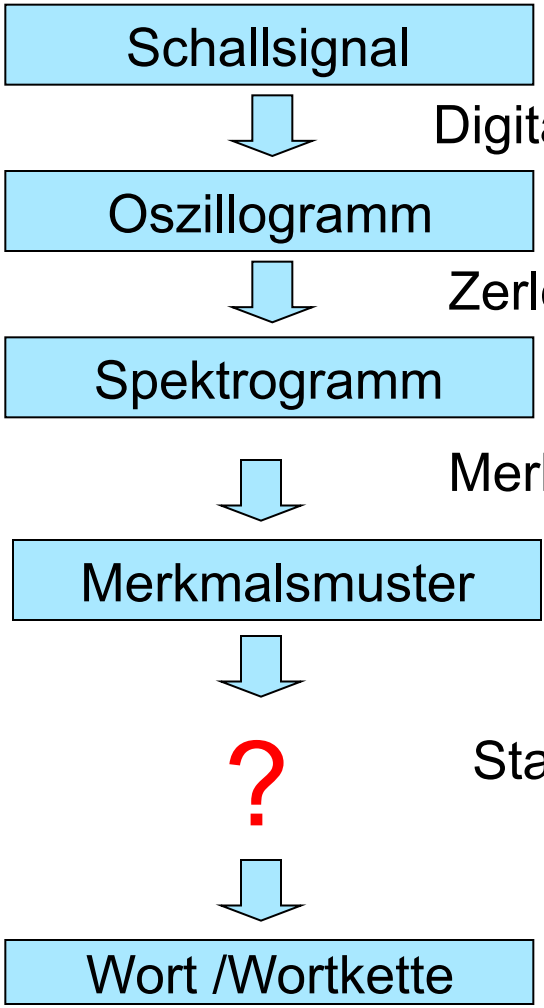
Spektrogramm für ein deutsches Wort



Merkmalsmuster, Ausschnitt



Spracherkennung: (Vereinfachtes) Schema



Statistisches Modell zur Ermittlung von
$max_W P(W|O)$?

Statistische Modellierung

- Aufgabe: Ermittle für ein Eingabesignal, dass durch eine Folge von Beobachtungen/ Vektoren $O = o_1\ o_2\ ...\ o_m$ charakterisiert ist:

$$max_W\ P(W|O) = P(w_1 w_2\ ...\ w_n|\ o_1\ o_2\ ...\ o_m)$$

- Wir suchen die wahrscheinlichste Wortfolge gegeben die Beobachtungen O. → sparse-data Problem!

- Erster Schritt: Verwendung des Bayes-Theorems.

Das Bayessche Theorem

- Das Bayessche Theorem oder die Bayes-Regel:

$$P(E \mid F) = \frac{P(F \mid E) \cdot P(E)}{P(F)}$$

- Die Bayes-Regel ist ein elementares Gesetz der Wahrscheinlichkeitstheorie. Sie ist überall da nützlich, wo der Schluss von einer Größe F auf eine andere Größe E bestimmt werden soll (typischerweise von einem Symptom auf eine relevante Eigenschaft / die Ursache), die Abhängigkeit in der anderen Richtung (von der Ursache auf das Symptom) aber besser zugänglich ist.

Wie bestimmen wir *P(W|O)*?

- **Symptom:** Folge von akustischen Beobachtungen $O = o_1\, o_2 \ldots o_m$
- **Ursache:**
  vom Sprecher geäußerte, intendierte Wortkette $W = w_1 w_2 \ldots w_n$
- Mit Bayes-Regel : $$P(W \mid O) = \frac{P(O \mid W) \cdot P(W)}{P(O)}$$

Wie bestimmen wir *P(W|O)*?

- **Symptom:** Folge von akustischen Beobachtungen $O = o_1\, o_2 \ldots o_m$
- **Ursache:**
  vom Sprecher geäußerte, intendierte Wortkette $W = w_1 w_2 \ldots w_n$
- Mit Bayes-Regel : $$P(W \mid O) = \frac{P(O \mid W) \cdot P(W)}{P(O)}$$
- Die wahrscheinlichste Wortkette: $$\max_W P(W \mid O) = \max_W \frac{P(O \mid W) \cdot P(W)}{P(O)}$$
$$= \max_W P(O \mid W) \cdot P(W)$$
- $P(W)$ ist die globale, "a priori"-Wahrscheinlichkeit der Wortkette W.
- $P(O)$, die Wahrscheinlichkeit des Merkmalsmusters, wird nicht mehr benötigt.

Akustisches Modell und Sprachmodell

$$\max_W P(W \mid O) = \max_W P(O \mid W) \cdot P(W)$$

- *P(O|W)* ist die Wahrscheinlichkeit, dass eine Wortfolge in einer bestimmten (durch den Merkmalsvektor bezeichneten) Weise ausgesprochen wird: Akustisches Modell
- *P(W)* ist die Wahrscheinlichkeit, dass eine bestimmte Wortfolge geäußert wird: „Sprachmodell“

Sprachmodelle

$$\max_W P(W \mid O) = \max_W P(O \mid W) \cdot P(W)$$

- Wie berechnen wir *P(W) = P($w_1 w_2$ ... w_n) ?*
- Grundlage ist die Frequenz von Wortfolgen in Korpora.
- Sparse-Data-Problem: Ganze Sätze kommen viel zu selten vor.
- Kettenregel erlaubt die Reduktion von *P($w_1 w_2$ ... w_n)* auf bedingte Wahrscheinlichkeiten:

  P($w_1 w_2$ ... w_n)

  *= P(w_1)*P(w_2|w_1)*P(w_3|$w_1 w_2$)* ... *P(w_n|$w_1 w_2$... w_{n-1})*

  aber:

- *P(w_n|$w_1 w_2$... w_{n-1}):* Sparse-Data-Problem ist nicht beseitigt!

n-Gramme

- n-Gramm-Methode:
  - Wir approximieren die Wahrscheinlichkeit, dass ein Wort w im Kontext einer beliebig langen Wortfolge auftritt, durch die relative Häufigkeit, mit der es in einem auf n Wörter begrenzten Kontext auftritt ("Markov-Annahme")
  - Dabei wird das Wort selbst mitgezählt. n-Gramm-Wahrscheinlichkeit berücksichtigt also einen Vorkontext von n-1 Wörtern.
- Meistens wird mit Bigrammen und Trigrammen gearbeitet.
- Beispiel Bigramm-Approximation:
  - $P(w_n|w_1w_2... w_{n-1}) \approx P(w_n|w_{n-1})$

    $P(w_1w_2 ... w_n) \approx P(w_1)*P(w_2|w_1)*P(w_3|w_2)* ... P(w_n|w_{n-1})$

How to get from the spectrogram to words

Just reading off the sounds from the spectrogram is hard, because of

- variance in the signal (different voices, dialects)
- continuity of the signal (no pauses between words)
- coarticulation

Example for speech recognition output based only on acoustics:

Input: *What is your review of linux mint?*

ASR output: WHEW AW WR CZ HEH ZZ YE AW WR OF YE WR ARE 'VE LENOX MAY AND

ASR output with language model: WHAT IS YOUR REVIEW OF LINUX MINT?

Akustische Modelle

$$\max_W P(W \mid O) = \max_W P(O \mid W) \cdot P(W)$$

Training von „Lautmodellen“ auf Datensammlungen für gesprochene Sprache:

- Aufnahmen von Sprachlauten mit ihrer phonetischen Kategorie/ Umschrift
- Liefert die Wahrscheinlichkeit, mit der bestimmte Laute durch Merkmalsmuster realisiert werden
- Aussprachewörterbuch, das für jedes Wort die phonetische Umschrift enthält

Aussprache vs. Orthographie

Aussprache ≠ Rechtschreibung

→ daher Aussprachelexikon

Beispiele:

[ʁeːgən] vs. [ʁeːgŋ]

[`hɛmt] vs. [`hɛmpt]

[`fʏnf] vs. [`fʏmf]

Aussprachevarianten werden mit gewichteten Automaten repräsentiert

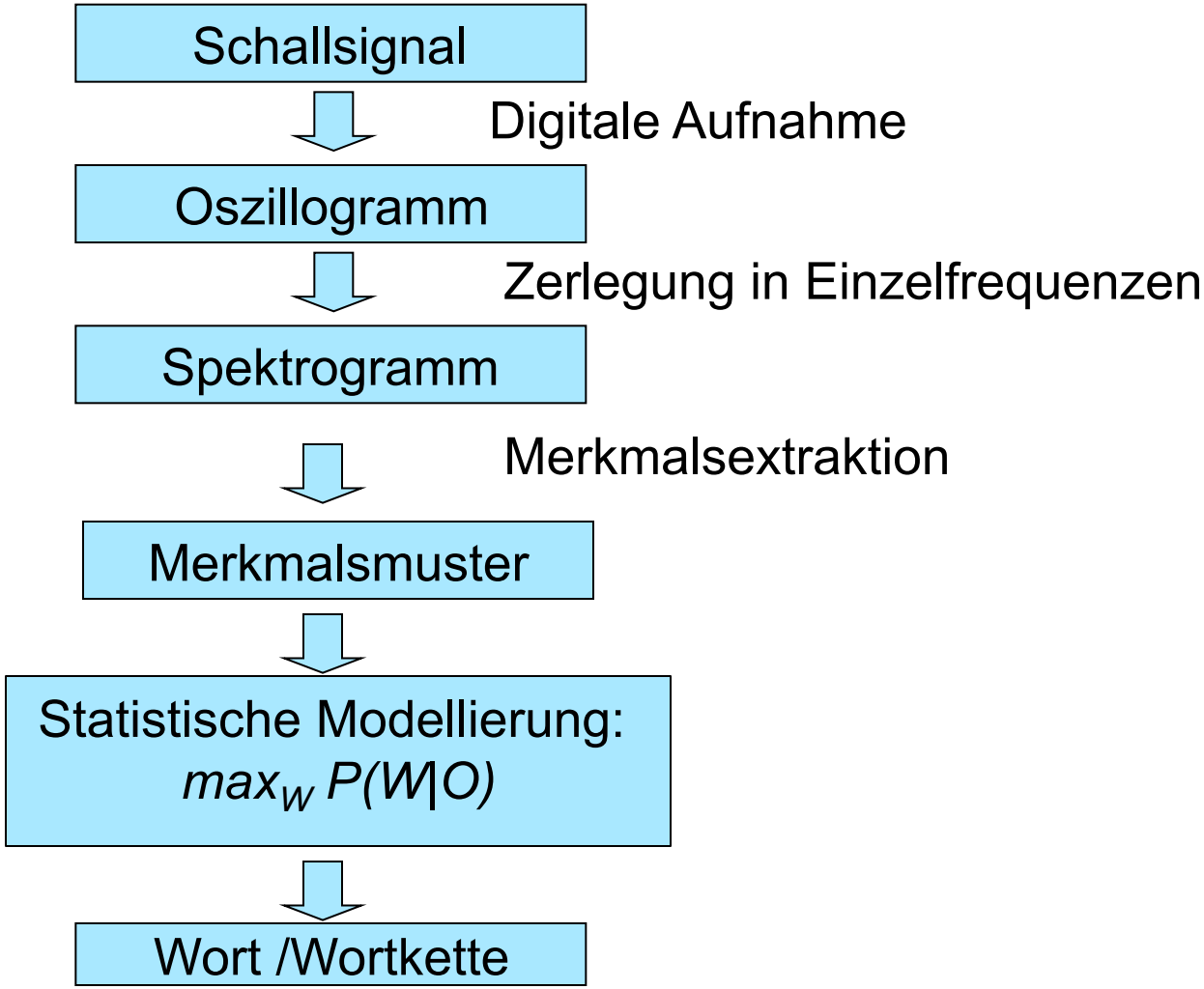
Akustische Modelle

$$\max_W P(W \mid O) = \max_W P(O \mid W) \cdot P(W)$$

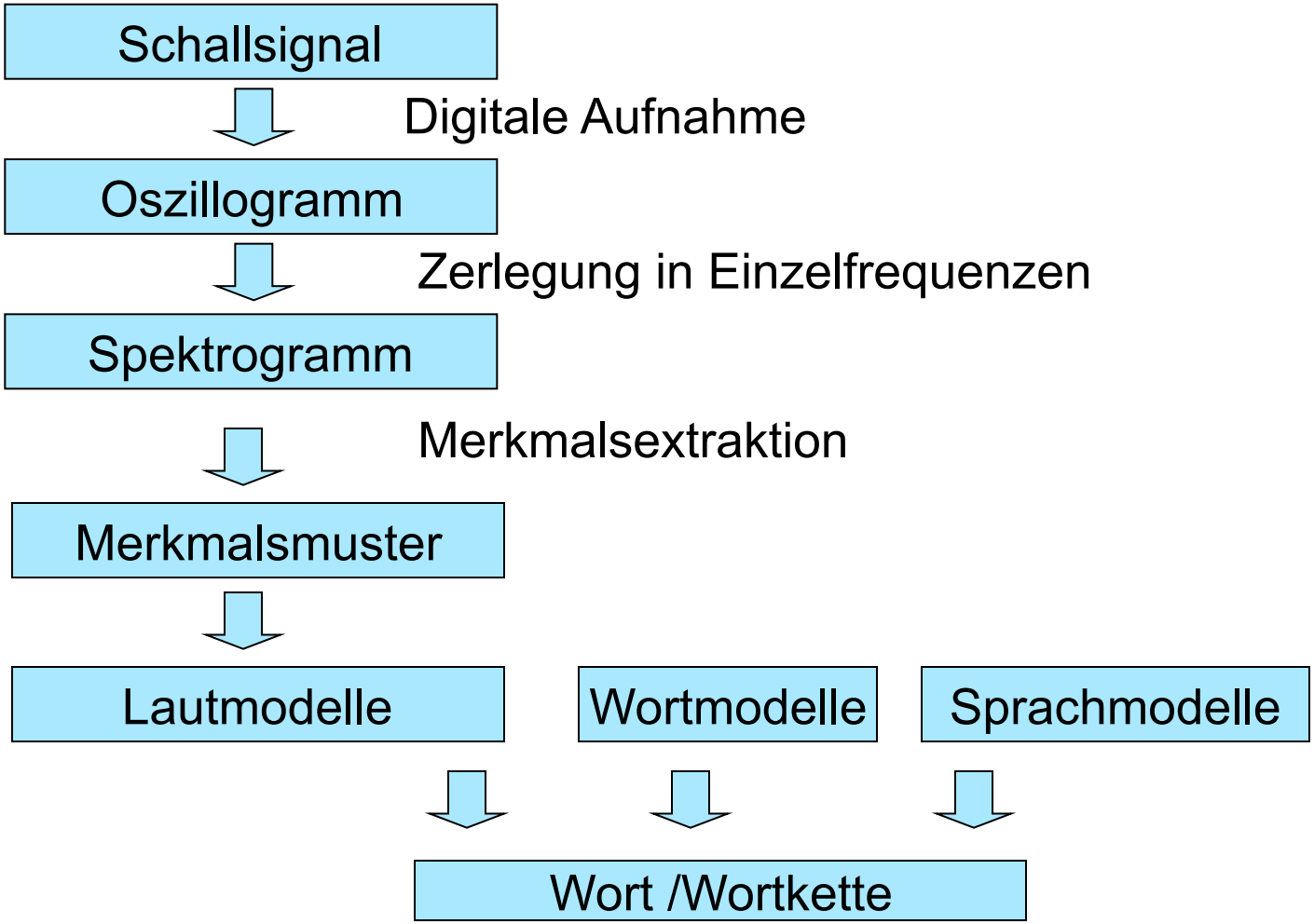
- Aussprachewörterbuch, das für jedes Wort die phonetische Umschrift enthält
  - Genauer: Die Umschrift für alternative Aussprachen, die in einem gewichteten endlichen Automaten kodiert sind.

- Für die statistische Zuordnung von Merkmalsmustern und Wörtern wird die HMM-Methode („Hidden Markov Models“) verwendet.

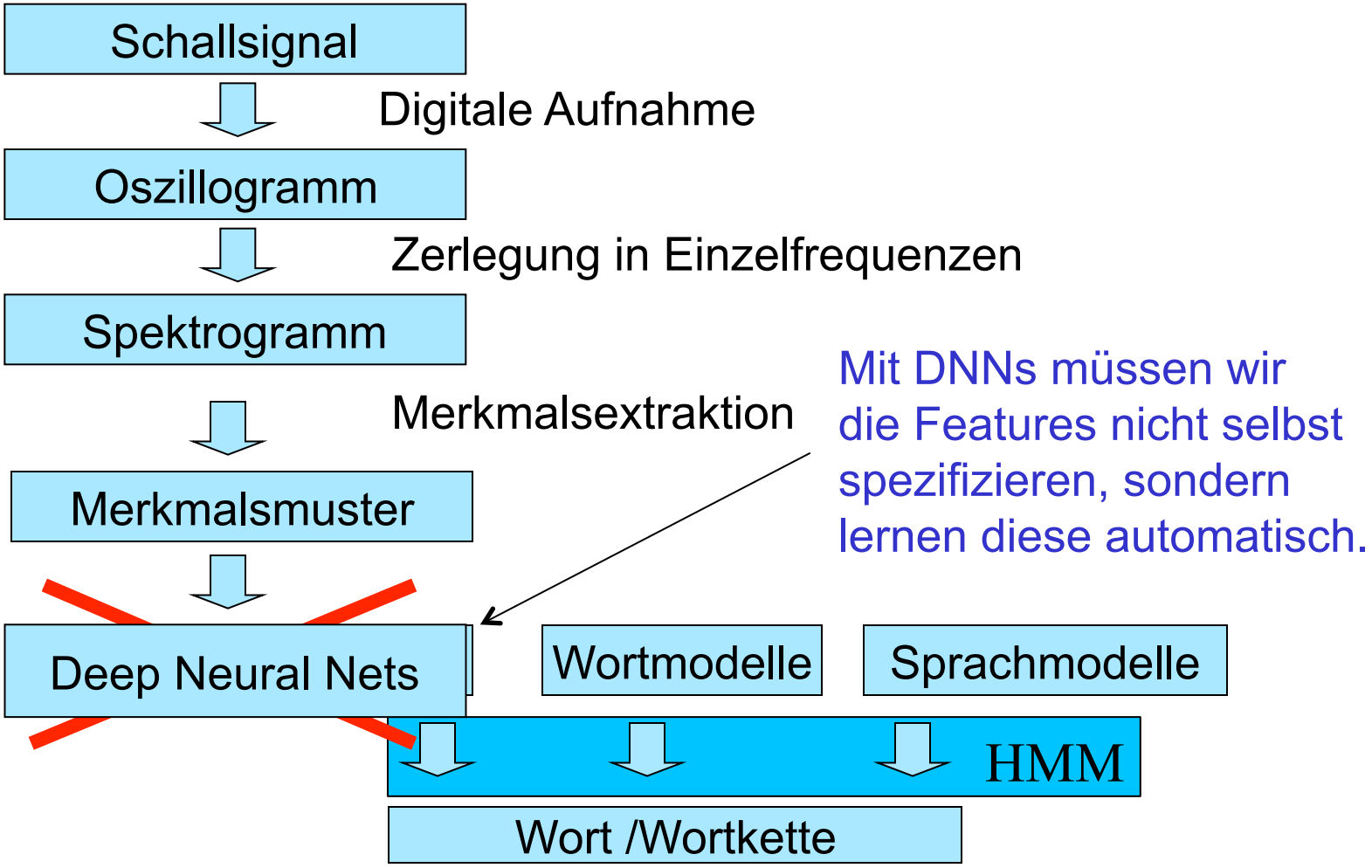
Spracherkennung: (Vereinfachtes) Schema



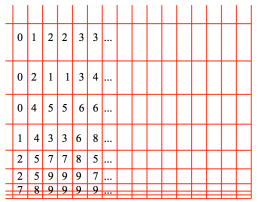
Spracherkennung: Schema

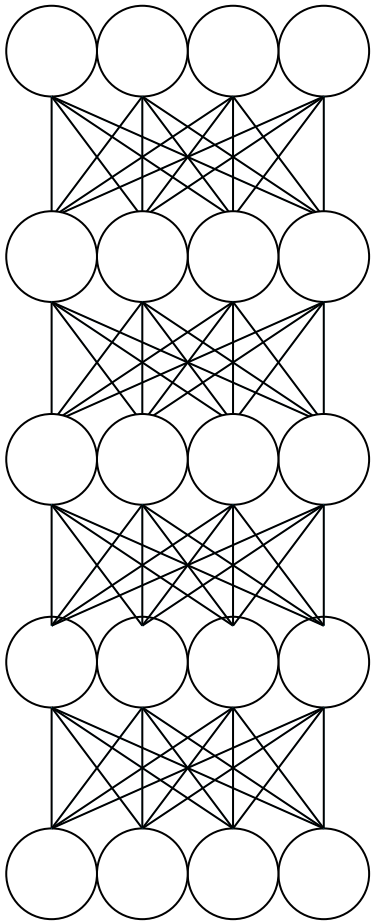


Spracherkennung: Schema



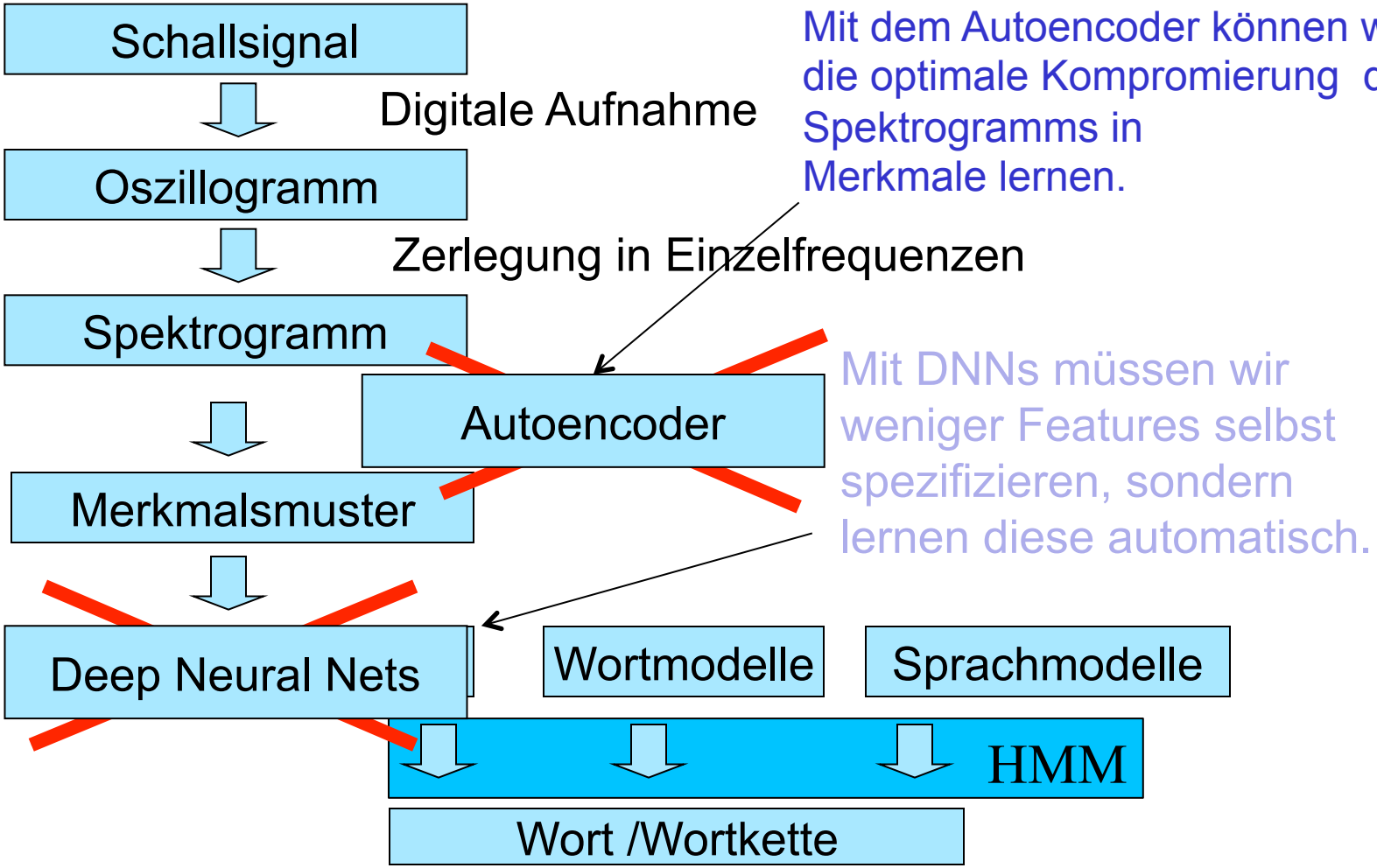
Deep Neural Nets for Speech Recognition



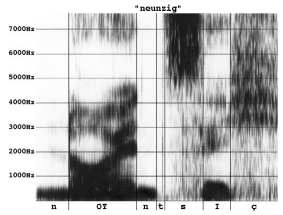


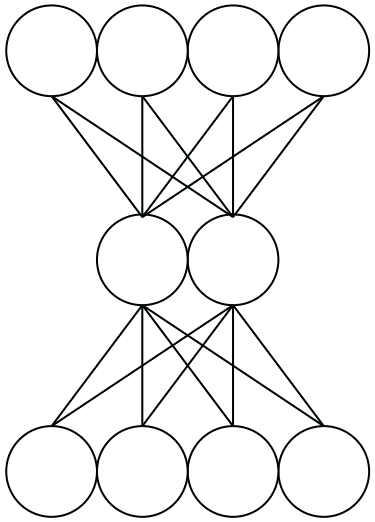
- Die Abbildung von Phonemketten auf Spektrogrammmerkmale ist sehr komplex.
- Mit DNNs kann dies mit größerem Erfolg als bei vorigen Ansätzen gelernt werden.
- Vorteil: bessere Ausnutzung von Kontextinformation.

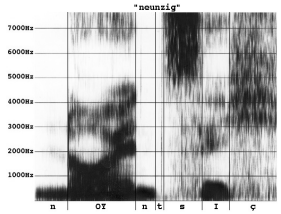
Spracherkennung: Schema



Autoencoder für Merkmalsmusterextraktion





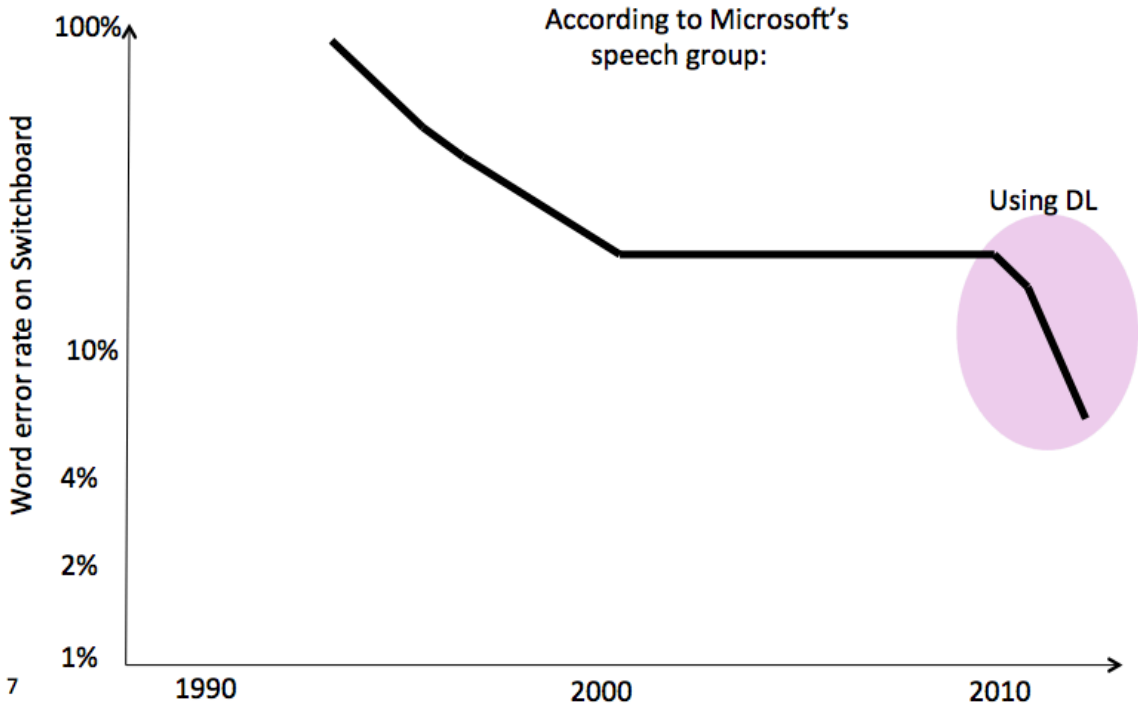


- Der Autoencoder soll als Output den Input möglichst akkurat reproduzieren.
- Durch die kleineren hidden Layers (hier nur schematisch als ein hidden Layer dargestellt, können aber mehr sein) wird die relevante Information mit nur minimalem Informationsverlust komprimiert.
- Vorteil: geringerer Informations-verlust als bei traditioneller Merkmalsextraktion mit Zeit-Frequenz-fenster.

Stand der Spracherkennung

Spracherkennung mit NN (2009)

– Fehlerrate sank um 25%: absolut phänomenal.



Erkennerperformanz ist abhängig von:

- Sprechmodus: Einzelwort, kontinuierlich, spontan
- Sprecherbindung: abhängig, unabhängig, adaptiv
- Größe des Lexikons:

  Einfache Sprachsteuerungssysteme: 100-200 Wortformen

  Dialogsysteme: 500-1000 Wortformen (+ spezieller Wortschatz)

  Diktiersysteme: ab 50000 Wortformen
- Perplexität: Maß für die Uniformität der Eingabe

  beschränkte Domäne, gesteuerter Dialog: niedrige Perplexität

  keine Domänenbeschränkung, freie Rede: hohe Perplexität
- Eingabequalität
- Verarbeitungszeit

Stand der Spracherkennungstechnik

- Maß für die Erkennerperformanz: Wortfehlerrate (wie viele Wörter der „besten Kette“ wurden falsch verstanden/gar nicht verstanden/hinzuphantasiert?)
- Wortfehlerrate hängt von der verfügbaren Verarbeitungszeit und verschiedenen externen Faktoren ab.
- Gängige Systeme analysieren in Echtzeit (Verarbeitungszeit ≤ Sprechzeit) und sind in der Wortfehlerrate in einem akzeptablen Bereich.