Chapter 12

Automatic Speech Recognition

语音识别

主要内容

- 语音识别概述
- 三个要素问题
  - 声学模型建模
  - 语言模型建模
  - 解码搜索
- 其他ASR相关问题

语音识别概述

语音识别简史

- **语音识别是一门交叉学科**
  - 涉及声学、生理学、心理学、信号处理、模式识别、人工智能、语言学、计算机学等多学科
- **语音识别历史悠久且丰富**
  - 1920年代Radio Rex玩具狗：最早的语音识别器(狗的名字)
  - 1952年：Bell Lab实现特定人英文数字识别系统(共振峰)
  - 1960年代
    - 动态规划（DP）算法对齐不同长度语音(Vintsyuk)
    - CMU的Reddy开始进行连续语音识别（CSR）的开创性工作

语音识别简史

- 1970年代
  - 模式识别、动态规划、线性预测基础研究发展
  - IBM展开大词汇量连续语音识别（Jelinek）
    - 备忘录听写系统Tangorn
  - Bell Lab展开非特定人识别系统研究
  - DARPA介入语音识别领域:语音理解研究计划
    - 1973年CMU给出演示系统
    - 词典扩展到“千”级别
    - 引入图搜索的概念

语音识别简史

- **1980年代：孤立词识别→连接词识别**
  - 建模方案：基于模板方法→统计建模框架
  - HMM理论和应用趋于完善
  - 语音识别相关技术持续进步
    - 一阶二阶差分系数（Furui）
    - N-gram语言模型（Jelinek）
    - 引入神经网络(Hinton, Katagiri)
  - DARPA推出LVCSR系统研究计划
    - CMU的SPHINX系统（Kai-Fu Lee）
    - BBN的BYBLOS系统（Chow Y）
    - SRI的DECIPHER系统（Weintraub）

语音识别简史

- 1990年代
  - 模式识别领域涌现大量创新工作
    - 贝叶斯框架下的分布估计→最小化经验错误准则
  - 语音识别技术继续发展
    - 区分性训练：MCE&GPD(B-H Juang)
      MMI(P. Brown, Bahl)
    - 模型自适应方法：MLLR(PC Woodland)
      MAP(C-H Lee)
    - 噪声鲁棒性问题研究
  - DARPA和NIST联合推出更多语音识别评测任务
    - RM / NAB / WSJ / Switchboard
  - 剑桥推出HTK(Hidden Markov Model Toolkit)并公开化，大大降低语音识别门槛

语音识别简史

- **20世纪：语音识别研究向广度和深度发展**
  - 语音识别技术：局部改进+颠覆式创新
    - 更好的区分性训练方法(Povey等)
    - 更好的语言模型建模方法（NN LM）
    - 鲁棒性、置信度、自适应等技术
    - 革命性变革：深度神经网络（微软等）
  - DARPA推出EARS和GALE计划
    - 语音识别核心技术整合程度空前
  - 语音识别技术实用化：新的应用和产品
    - Google Voice Search；Siri
    - 语音输入法和语音助理类产品
    - 多模态语音识别

EARS（Effective Affordable Reusable Speech-to-Text）:放宽待转写音频的范围（包括多信道、多语种），对自动转写精度要求提高，希望人们可以不用听音频信号就可以直接理解转写内容。

GALE(Global Autonomous Language Exploitation)：关注多语言的语音和文本分析。

语音识别分类

- Isolated vs. continuous ASR
  - Isolated(孤立词)：每个词发音之间要有停顿
  - Continuous(连续识别)：发音不需要停顿

- Small vs. medium vs. large vocabulary
  - 命令控制 / 语音呼叫导航 / 语音输入法

- 发音风格：朗读/自由发音

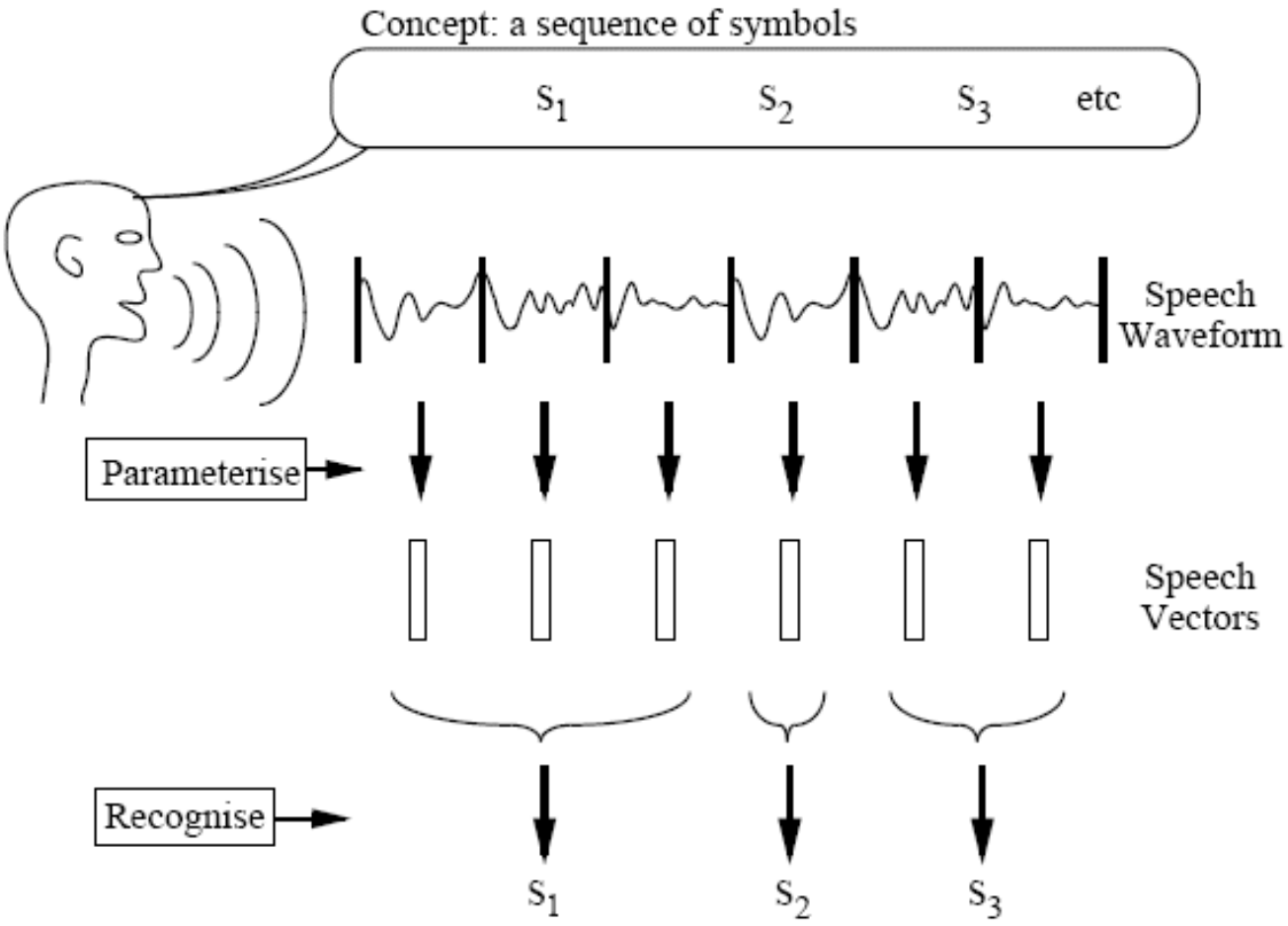
- 多语言/口音/方言

语音识别学习和研究工具

- HTK
  Hidden Markov Model Toolkit
- Kaldi
  https://github.com/kaldi-asr/kaldi
  Hybrid HMM
- Espnet
  https://github.com/espnet/espnet
  End-to-End Speech Processing Toolkit

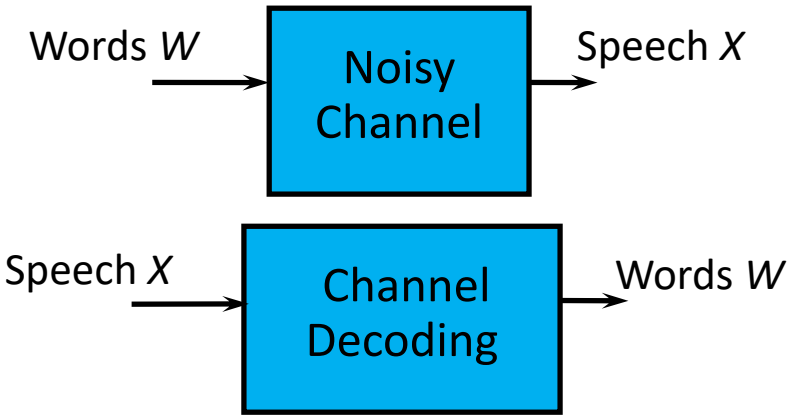
自动语音识别（ASR）

- 语音识别的过程



语音识别理论描述

- 语音识别可以看成一个(噪声)信道解码问题，或模式分类问题



- 语音识别问题的理论解决方案
  - plug-in MAP decision rule

$$\hat{W} = \underset{W \in \Omega}{\operatorname{argmax}}\, p(W \mid X) = \underset{W \in \Omega}{\operatorname{argmax}}\, P(W) \cdot p(X \mid W)$$

$$= \underset{W \in \Omega}{\operatorname{argmax}}\, \bar{P}_{\Gamma}(W) \cdot \bar{p}_{\Lambda}(X \mid W)$$

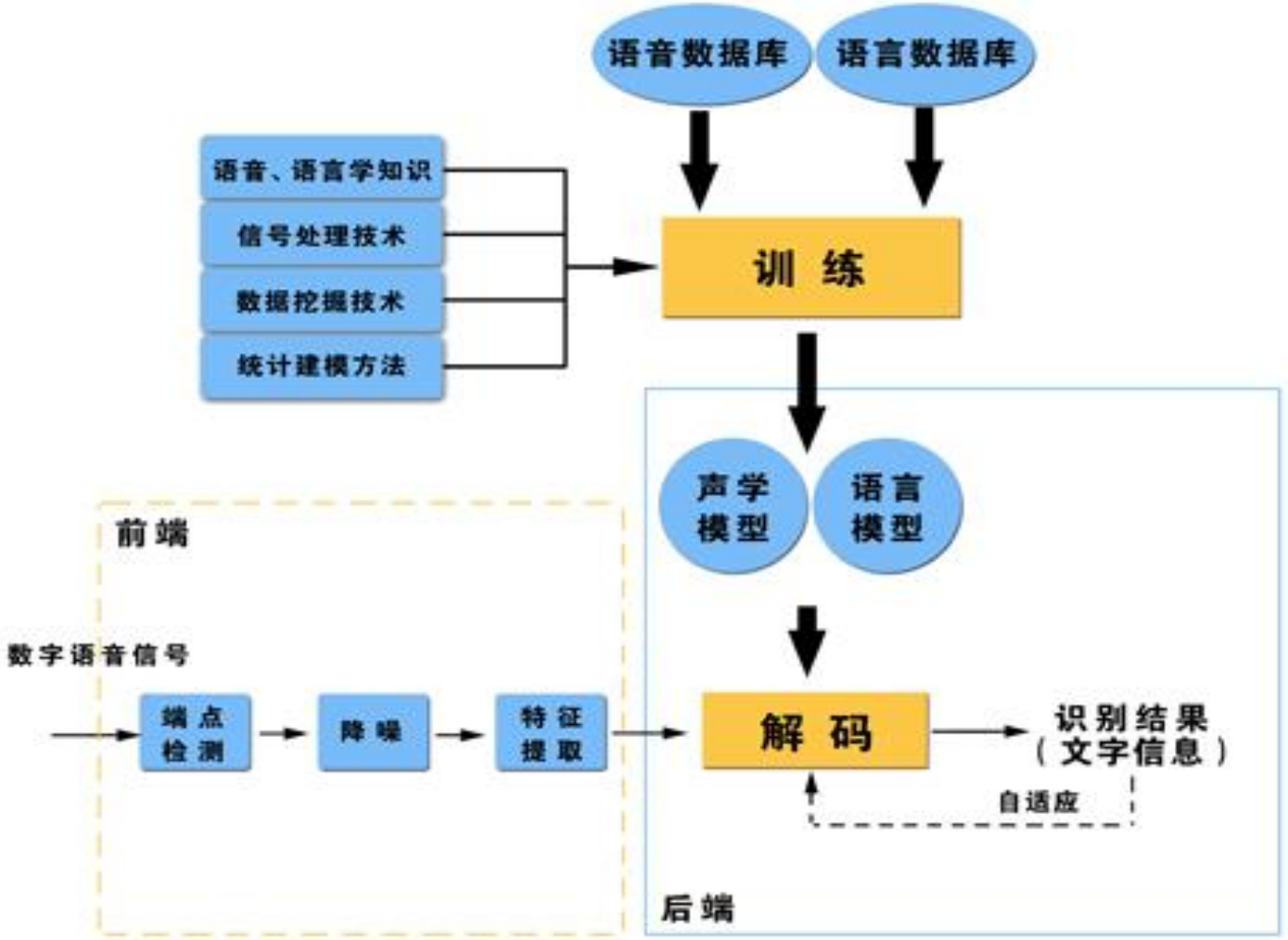
语音识别理论描述

$$\hat{W} = \underset{W \in \Omega}{\operatorname{argmax}}\, p(W \mid X) = \underset{W \in \Omega}{\operatorname{argmax}}\, P(W) \cdot p(X \mid W)$$

$$= \underset{W \in \Omega}{\operatorname{argmax}}\, \bar{P}_{\Gamma}(W) \cdot \bar{p}_{\Lambda}(X \mid W)$$

- $\bar{p}_{\Lambda}(X \mid W)$ --- 声学模型(Acoustic Model, AM)
  - 词W发音时生成特征X的概率
  - 需要考虑建模单元、模型选择等问题
- $\bar{P}_{\Gamma}(W)$ --- 语言模型(Language Model, LM)
  - (人们)会说某词或词序列的概率
  - 需要灵活的模型来对所有可能出现的词组合进行描述
- 解码搜索空间 Ω

语音识别框架图

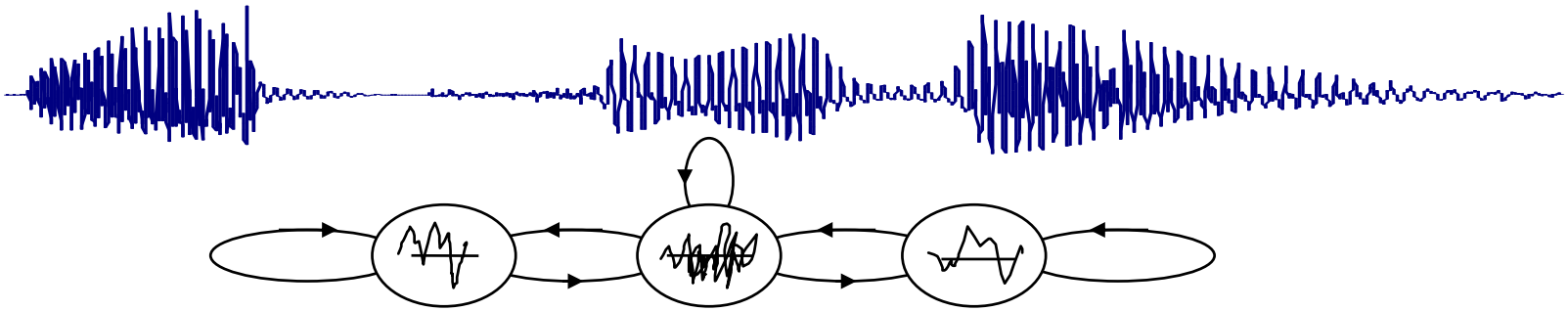

语音数据库
语言数据库
语音、语言学知识
信号处理技术
数据挖掘技术
统计建模方法
训 练
声学模型
语言模型
前端
数字语音信号
端点检测
降 噪
特征提取
解 码
识别结果（文字信息）
自适应
后端

ASR问题中最重要的三个要素

- **声学模型建模**
  - 如何选择合适的语音建模单元，并利用可用的语音数据可靠、高效的估计相应HMM参数
- **语言模型建模**
  - 如何基于文本训练数据合理估计n-gram语言模型，并较好的处理数据稀疏问题
- **解码搜索**
  - 给定声学HMM模型和语言n-gram模型，如何从一个大语法网络中高效的找出最优路径
    - 语音识别的搜索空间非常巨大，迫切需要高效的裁剪策略

声学模型建模

HMM: 一种适用于语音识别的声学模型

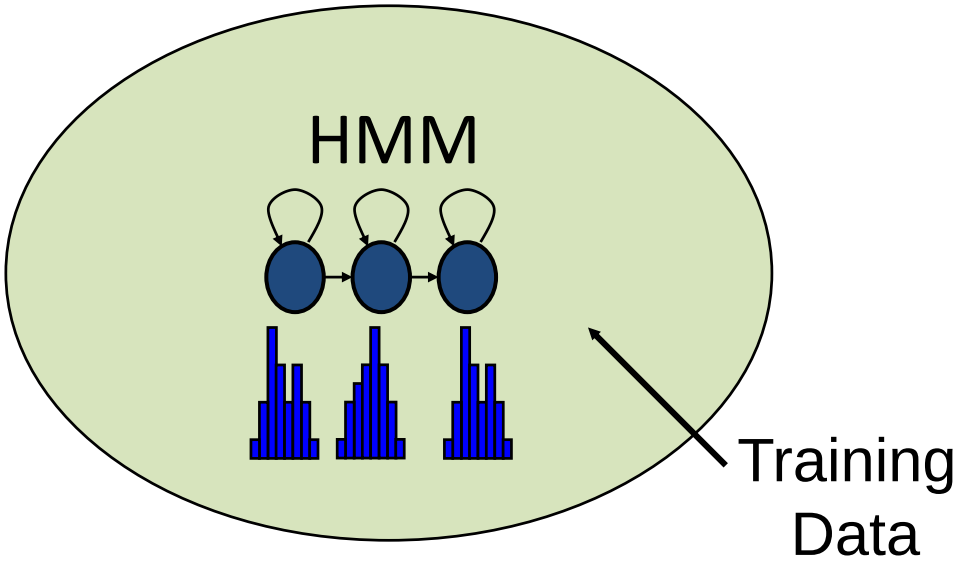


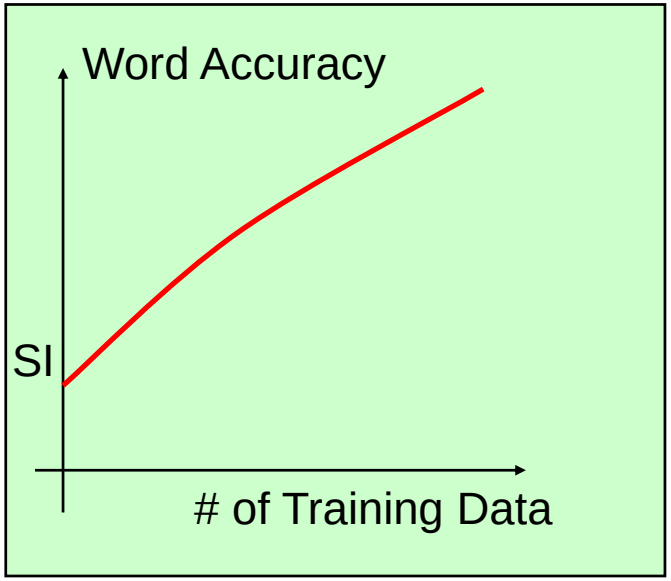
- HMM: Hidden Markov Model
  - 隐马尔科夫模型
- 语音信号的多变性
  - temporal(时域) & spectral(频域)
- HMM可以同时描述时域和频域的变化

建模单元选择

- whole vs. sub word
  - 整词建模：对于每个词采用一个对应的HMM
    - 需要收集所有词对应的语音数据
    - 受限制较多：无法在不同词之间共享数据；扩展(加词)困难
  - 子词单元建模：对于每个phone或者syllable构建相应HMM
    - 能较好的解决上述问题，共享性较好
    - 不易解决协同发音(co-articulation)问题→上下文相关sub-word建模(bi-phone, tri-phone, …)

声学模型建模及系统识别性能





在一个典型系统中，每个音素(phoneme)一般用3-5个状态、自左向右的连续概率高斯混合HMM来描述，而背景噪声一般用1-3个状态的HMM来描述

在当今语音识别系统中，成千上万小时的语音数据用于训练HMM模型

HMM训练

- 最大似然（Maximum Likelihood）准则
  - 通过最大化 $P(\mathbf{o}|\boldsymbol{\lambda})$ 优化求解模型参数
  - Baum-Welch算法，迭代更新模型参数
- 区分性训练
  - 以分类准确性作为模型训练目标
    - Minimum Classification Error (MCE)
    - Minimum Phone Error (MPE)
    - Maximum Mutual Information (MMI)

语言模型建模

语言模型

- 什么是语言模型？
  - 通俗的讲：一种判断文本是否合理的方式
    - 中国科大 vs. 科大中国
    - A cat on a desk vs. A desk on a cat
  - 科学的讲：$W \rightarrow \overline{P}_r(W)$
- 语言模型的常用方法
  - Bag of words (multinomial model)
  - Multinomial mixture model (mixture model)
  - Latent Dirchlet Allocation (Bayesian model)
  - **N-gram (Markov Chain model)**
  - Neural network (RNN)

N-gram语言模型

- N-gram语言模型本质上属于Markov Chain Model
  - 有限历史假设：当前词的条件概率仅与前N-1个词（历史）有关

- 给定词序列W=w1,w2,…,wM, LM概率可以表示为

$$P(W) = P(w_1, w_2, \cdots, w_M) = \prod_{m=1}^{M} p(w_m \mid h_m)$$

  - $h_m = w_{m-N+1}, \ldots, w_{m-1}$表示$w_m$的历史
  - 对于unigram，h_m =null （参数数目~|V|，|V| 词典大小）
  - 对于bigram，$h_m = w_{m-1}$（参数数目~|V|*|V|）
  - 对于trigram，$h_m = w_{m-2}w_{m-1}$（参数数目~|V|*|V|*|V|）
  - 对于4-gram，$h_m = w_{m-3}w_{m-2}w_{m-1}$（参数数目~|V|*|V|*|V|*|V|）

语言模型的评估指标

- Perplexity(混淆度)是最常用的评估LM性能的方式
- Perplexity定义
  - 给定一个词典规模为|V|的LM-{ *P(.)* }，以及一条足够长的测试词序列$W=w_1,w_2,\ldots,w_M$
  - Perplexity定义为词串概率几何平均的倒数

$$PP = [P(\mathrm{w}^M)]^{-\frac{1}{M}} = [\prod_{m=1}^{M} p(\mathrm{w}_m \mid \mathrm{w}_{\max[m-\mathrm{N}+1,1]}^{m-1})]^{-\frac{1}{M}}$$

- Perplexity的含义
  - PP值越小，则说明LM的预测能力越好

LM中的词典选择

- 词典并不是越大越好
  - N-gram组合数目以及LM模型参数随词典规模指数级增长
  - 需要更多的训练数据和运算资源
- 如何控制词典规模
  - 根据训练语料中的词频确定
  - 在词典规模一样的前提下，该方法形成的集外词(Out-of-Vocabulary , OOV)比例最低

- 举例：英文Wall Street Journal任务
  - 文本训练集：来自3年报纸的37 million词
  - 词典规模：2万词
  - OOV rate：4%
  - 2-gram PP 114; 3-gram PP 76

语言模型训练中的数据稀疏问题

- 数据稀疏(Data Sparseness)问题普遍存在
  - 导致ML估计不准确： ML中，0频率”意味着“0概率”
  - 举例：在1.2million词的训练文本中（词典规模1000）
    - 20%的bi-gram和60%的tri-gram仅仅出现一次
    - 85%的tri-gram出现少于5次
- 如何解决数据稀疏问题？
  - 加数据？仅通过获取更多训练数据不能解决该问题
    - 在自然语言中，n-gram的分布是极其不均匀的
    - 当数据达到一定数量后，通过加数据来减少OOV或者新N-gram的速度大大减慢
  - 需要更好的参数估计策略（对ML估计进行平滑处理）
    - back-off策略：discounting + redistribution
    - 线性插值策略

解码搜索

解码问题

$$\hat{W} = \underset{W \in \Omega}{\operatorname{argmax}} P(W \mid X) = \frac{\underset{W \in \Omega}{\operatorname{argmax}} P(W) \cdot P(X \mid W)}{P(X)}$$

$$= \underset{W \in \Omega}{\operatorname{argmax}} \overline{P}_{\Gamma}(W) \cdot \overline{P}_{\Lambda}(X \mid W)$$

- $\overline{P}_{\Lambda}(X \mid W)$ --- 声学模型(Acoustic Model, AM)
- $\overline{P}_{\Gamma}(W)$ --- 语言模型(Language Model, LM)
- Ω --- 解码搜索空间

Viterbi Search

- **识别问题本质上是一个Viterbi Search问题**
  - 整个网络看成一个“组合式”HMM: Λ
  - 对于输入的语音（特征）X，我们需要遍历整个语法网络寻找最优的状态路径S*
    - Viterbi path

$$S^* = \underset{S \in \Theta}{\operatorname{argmax}} \Pr(S) \cdot p(X \mid S, \Lambda)$$

$$= \underset{S \in \Theta}{\operatorname{argmax}} \Pr(W_S) \cdot p(X \mid S, \Lambda)$$

  - 在获得最优状态路径S*后，可通过回溯(backtracking)的方式获得相应的词序列，以完成识别过程

Viterbi Search

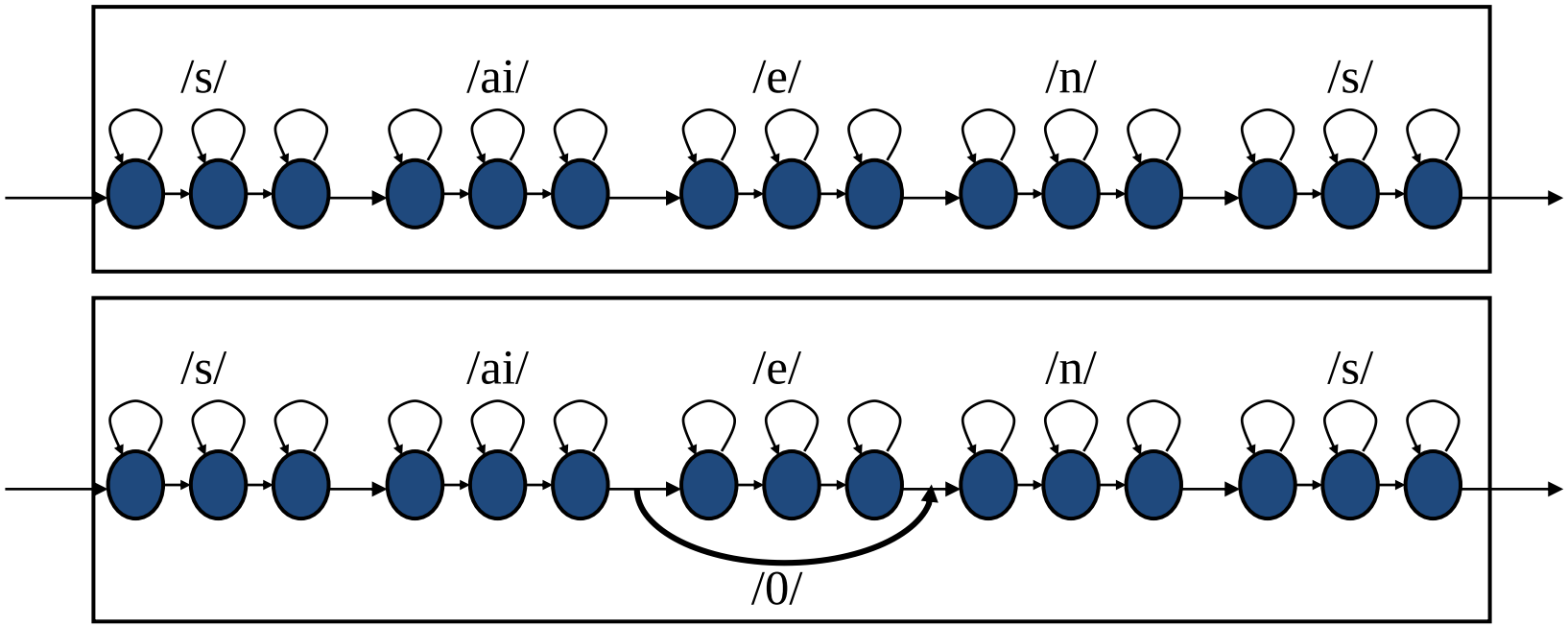
- 解码空间——所有可能的识别结果
  - 最自然的想法：逐一列举所有可能的词序列
  - 解决方案：建立一个包含所有可能词路径的解码网络，识别就是在解码网络中搜索最佳路径
- 建立HMM描述的音素声学模型到解码空间中词序列的映射关系
  - Lexicon Modeling
  - Word Juncture Modeling
  - Grammar Network

Lexicon Modeling

- **如何将“词”和“发音”对应起来的问题**
  - 假设每个HMM是一个上下文无关的单音素模型(context-independent mono-phone model)
  - 对于英语来说：42个mono-phone对应42个HMM模型
  - 每个词由mono-phone序列连接组成
  - Lexicon: /science/=/s/+/ai/+/e/+/n/+/s/ 或/s/+/ai/+/n/+/s/
  - 实际应用中可能存在多发音现象

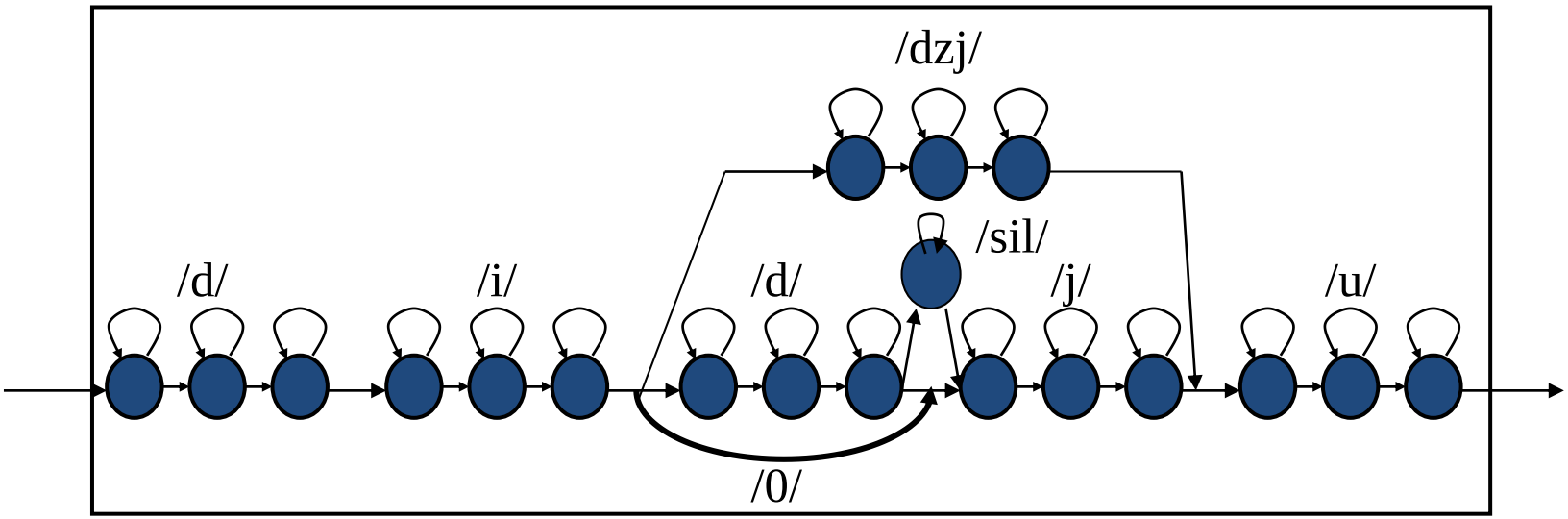
Lexicon Modeling

- **如何将“词”和“发音”对应起来的问题**
  - 假设每个HMM是一个上下文无关的单音素模型 (context-independent mono-phone model)



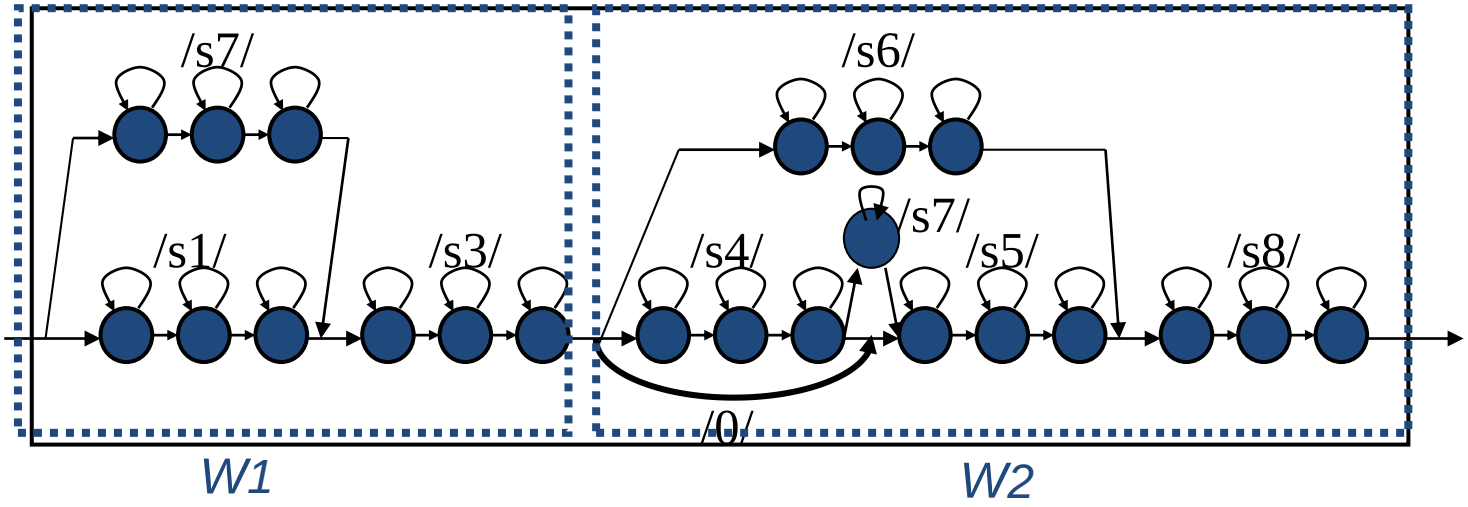
Word-Juncture Modeling

- **协同发音现象（Co-articulation effect）**
  - 语音识别错误的重要来源之一
  - 硬处理：”did you”=/d/+/i/+/dzj/+/u/
  - 软处理：在原有phone序列基础上加入部分可变部分
  - 对于有明确音节(Syllable)边界的语种较容易处理（例如中文、日语、意大利语等）



Grammar Network

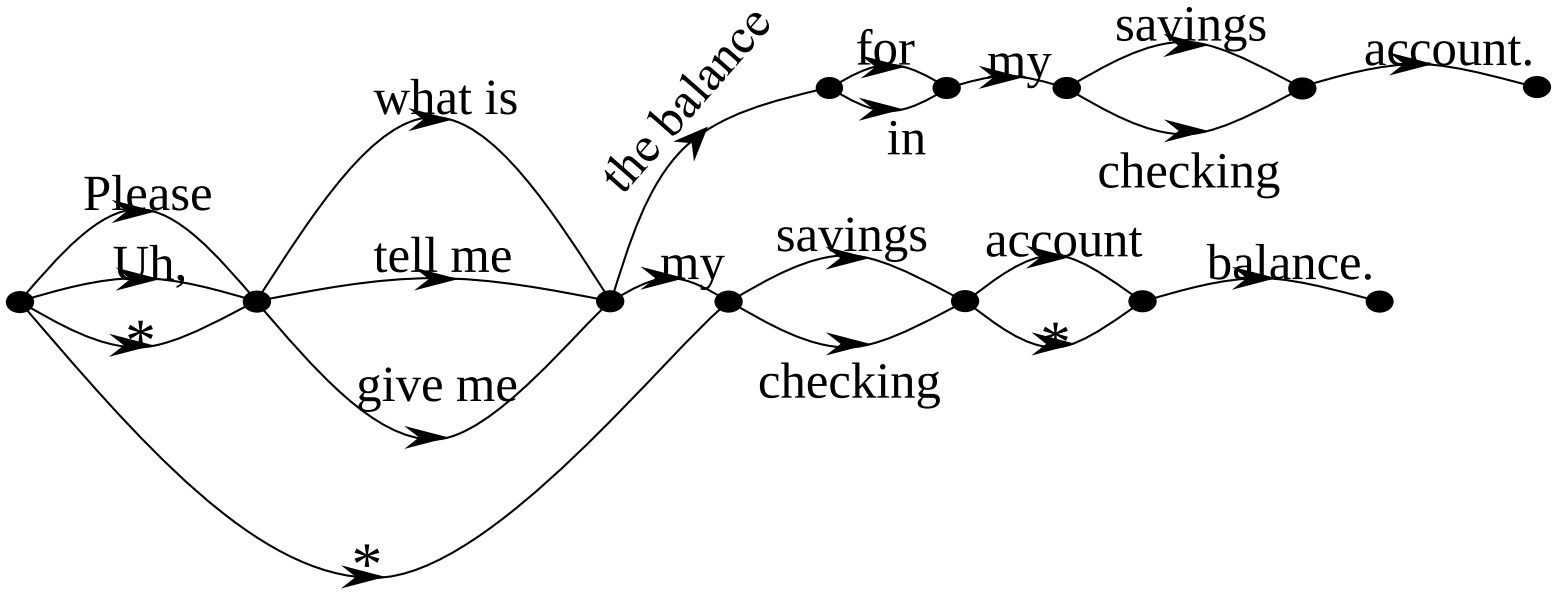
- **词→词序列→更进一步**



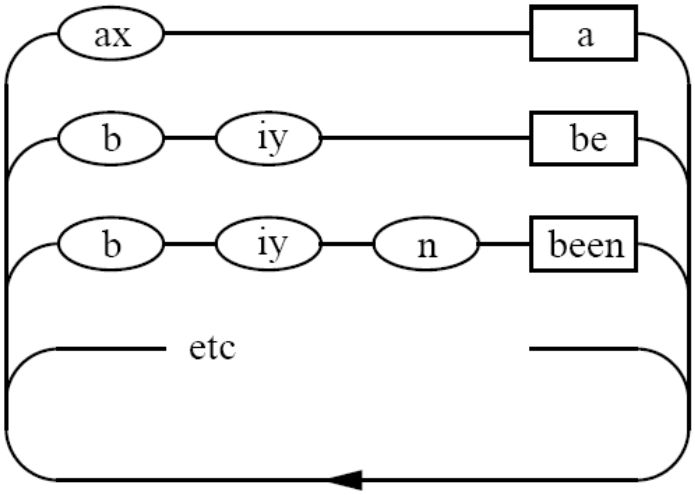
- **语法模型（语法网络）**：用一个大的“组合式”HMM网络来表示所有可能、合法的词序列
  - 用有限状态语法(Finite State Grammar)网络来表示词之间的关系（及限制）
  - 对于大词汇量来说语法网络会很大

有限状态语法样例

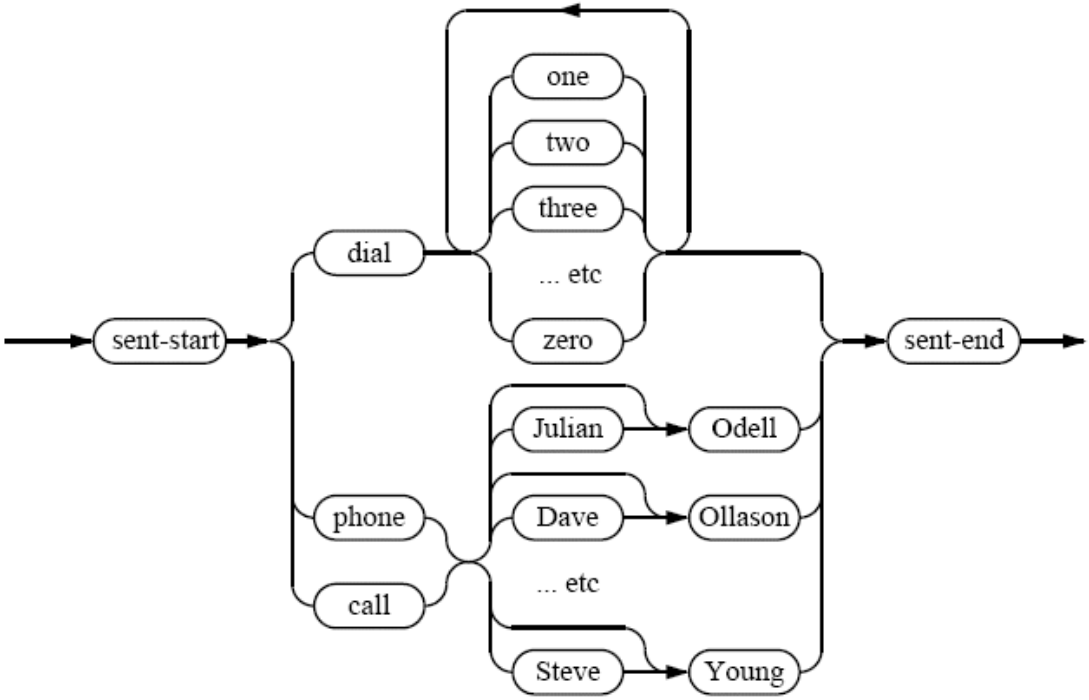
- 用有限状态语法表示一个账户咨询任务
  - 每条弧(arc)表示一个词或者短语
  - “*”代表可跨越的空弧
  - “Please tell me my checking account balance”是其中的一条合法路径



其他格式的语法网络



“词循环”语法网络



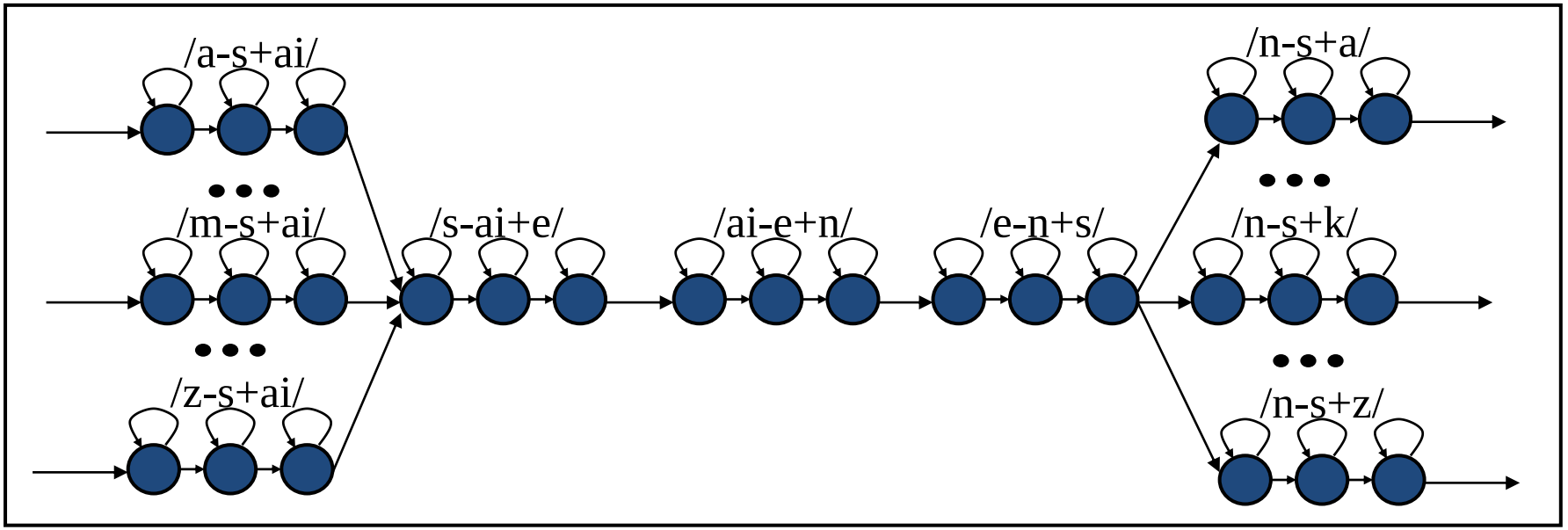
“打电话拨号”语法网络

Tri-phone (Bi-phone)建模

- Mono-phone建模无法精细模拟协同发音现象
- 需要引入上下文相关的建模方式
  - Bi-phone, tri-phone, etc…
  - 对于英文来说，有42*42*42=74088个tri-phones
- 使用上下文相关模型会让语法网络及其扩展变得复杂

Tri-phone （Bi-phone)建模

- Mono-phone建模无法精细模拟协同发音现象
- 需要引入上下文相关的建模方式



其他ASR相关问题

其他ASR相关问题

- **端点检测**（Voice Activity Detection）
  - 定义：检测出输入语音的有效端点
  - 目的：提升识别准确性和解码有效性
  - 主流方法
    - 基于能量的：能量双门限或四门限方法
    - 基于模型的：GMM模型 / DNN模型
  - 更普适性的问题：Diarization
    - 语音段包含多个说话人、各种干扰语音
    - 噪声检测及去除、端点检测、说话人分离

其他ASR相关问题

- **声学特征提取**
  - 好的声学特征应具备的属性
    - 对声学建模单元具有良好的区分性
    - 特征维数要适中
    - 具备一定“抗干扰性”：环境、信道、说话人
  - 两大经典特征：MFCC、PLP
  - 提升特征性能的其他方法
    - 特征规整：CMN、MVN
    - 差分等特征扩展方案：一阶二阶差分
    - 区分性特征：fMPE、TANDEM
    - 特征降维技术：LDA、PCA
    - 噪声鲁棒性特征：RASTA、VTS

其他ASR相关问题

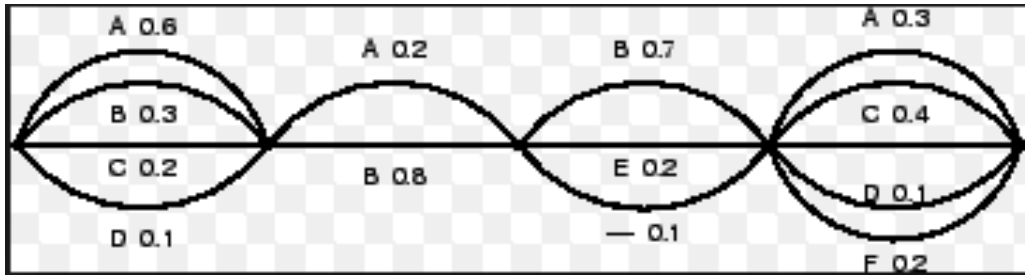
- **噪声鲁棒性问题**
  - 如何提升噪声环境下的识别效果？
    - 环境噪声和信道畸变
  - 主要方法
    - 鲁棒性特征：PLP+RASTA，PNCC
    - 信号和特征增强：维纳滤波，CMN，VTS
    - 模型补偿：PMC，MAP，MLLR
    - Multi-Training
  - 其他方法：基于麦克风阵列的降噪

其他ASR相关问题

- **置信度判决**（Confidence Measure）
  - 定义：对识别结果可靠性的判断
  - 用途：
    - 检测集外词 / 数据挑选 / 多候选
  - 主流方法
    - 基于特征及特征组合
    - 基于后验概率
    - 基于似然比检验
  - 参考文献
    - Confidence Measure for Speech Recognition: A Survey, Hui Jiang

其他ASR相关问题

- **系统融合**（System Combination）
  - 基于多个系统产生的多个识别结果，进一步提升识别效果
    - 各系统的识别结果具有互补性：特征 / 框架
    - 用于系统融合的各系统性能一般差别不大
  - 常用方法
    - ROVER：基于1-best的融合
    - CNC：基于n-best的融合



影响ASR识别效果的因素

- **说话人发音方式**
  - 发音不连贯、发错音等现象
    - 犹豫、重读、语气词
  - 连音现象
    - this supper = this upper
  - 说话人特性
    - 语速、音量大小、口音方言、是否配合等
- **文字内容**
  - 同音字现象：blue <-> blew
  - 声学层面混淆：黄<->王

影响ASR识别效果的因素

- **环境和信道影响**
  - 信道失真
  - 麦克风录音效果
  - 各种环境噪声
- **普适性问题**
  - 特定受限领域内容能获得较好效果
  - ASR要做到普适性很难（LM覆盖问题）
- **硬件限制**
  - 原则上模型越大越好、数据越多越好
  - 硬件运算资源和内存等限制模型大小

ASR系统效果评估准则

- 词（字）正确率 (Word Accuracy)

$$\text{Word Accuracy} = 1 - \frac{\#sub+\#ins+\#del}{\#words\ in\ correct\ trascriptions}$$

  - 在连续语音识别中，如何统计各类错误(替换/插入/删除)?
  - Minimum Edit Distance 准则：最小化总体的“替换+插入+删除”错误

- 句子正确率：一句话所有词都识别正确才算对

- 语义正确率：
  - 正确的理解了一句话的意思；实现了正确的动作；对所有重要的语义信息内容都识别正确

DARPA ASR Benchmark