说话人识别

李蓝天

2019 年 3 月 22 日

1 什么是说话人识别

说话人识别(Speaker recognition, SRE)技术，也称为声纹识别(Voiceprint recognition, VPR)技术属于生物特征识别技术的一种，是一项根据语音信号中反映说话人生理和行为特征的语音参数(“声纹”)，自动识别说话人身份的技术。声纹是一种行为特征，由于每个人先天的发声器官(如舌头、牙齿、口腔、声带、肺、鼻腔)等在尺寸和形态方面存在差异，再加之年龄、性格、语言习惯等各种后天因素的影响，可以说每个说话人的声纹是独一无二的，并可以在相对长的时间里保持相对稳定不变。与语音识别不同的是，说话人识别并不考虑语音信号中的字词大意，它更关注于说话人信息，强调**个性**；而语音识别则更关注于语音信号中的言语内容，并不考虑说话人是谁，强调**共性**。

说话人识别本质上是一类模式识别问题。一个典型的说话人识别系统一般由训练(将用户预留语音训练成为说话人模型，也称声纹预留) 和识别(判断一个未知语音是否来自指定说话人，也称声纹验证)两个阶段(或者部分)构成。

根据识别任务的不同，说话人识别可分为三类，如下图 1所示：

(1) **说话人辨认**(Speaker Identification)是判定待识别语音属于目标集中哪一个说话人，是一个“多选一”的选择问题。根据目标集的不同，说话人辨认又可细分为闭集辨认和开集辨认。常用的性能评价指标有Top-N 辨认正确率(Top-N IDR)、等错误率(EER)等。

(2) **说话人确认**(Speaker Verification)是确定待识别语音是否来自其所声称的目标说话人，是一个“一对一”的判决问题。其与说话人辨认在某种程度上是相通的，因此二者的基本算法也是一致的。常用的性能评价指标有等错误率(EER)、检测代价函数(DCF)等。

(3) **说话人追踪**(Speaker Segmentation and Clustering)是以时间为索引，检测出每段语音所对应的说话人身份，其通常由说话人分割和聚类两步组成。常用的性能评价指标有误警率(FAR)、漏检率(MDR)等。

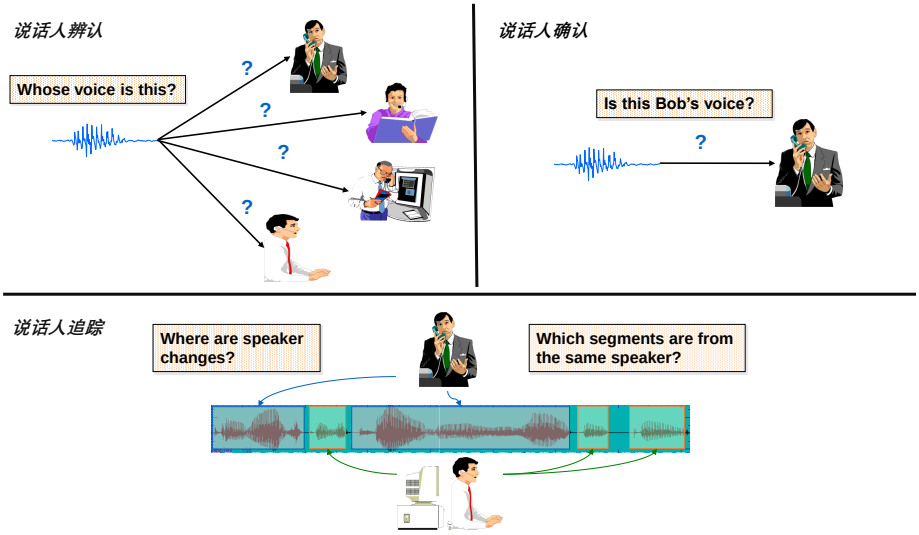


Figure 1: 说话人识别任务分类 [1]

此外，根据对发音文本的不同要求，说话人识别可分为文本无关(Text-independent)和文本相关(Text-dependent)两类。

(1) **文本无关**是指说话人识别系统对于语音文本内容无要求，即无论训练还是识别，用户均可随意说出一段有效语音足够长的话。

(2) **文本相关**是指说话人识别系统要求用户在训练和识别时，必须按照事先指定的文本内容进行发音。

2 技术优势与应用前景

与其他生物特征识别技术(如指纹识别、人脸识别、虹膜识别等)相比，说话人识别继承了语音信号的以下特点：

(1) 语音信号是可双向传递的，既可接收信息，也可发出信息，这使得说话人识别易于实现人机交互、体验性更好；

(2) 语音信号作为一种非接触式信息载体，其采集成本低廉、使用简单，这使得说话人识别易于实现远程身份认证；

(3) 语音信号是高可变性与唯一性的完美统一，说话人在不同时刻所说的话是完全不同的，但语音信号中所蕴含的说话人信息却又是唯一确定的，这使得说话人识别具备了很强的防攻击能力。

正因如此，说话人识别受到了世人瞩目，有着广泛的应用前景，并已被广

泛应用于军事、国防、政府、金融等不同领域中。通过将说话人辨认应用于公共安全和军事国防中，可有效地实现对目标说话人(或嫌疑人)的侦听；说话人确认满足远程身份认证的安全性需求，可应用于电子支付、声纹锁控、社保等领域中；说话人追踪可实时地检测和定位目标说话人，可应用于公安刑侦、会议纪要系统等领域中。

3 技术难点

尽管说话人识别技术有着独特的先天优势与广泛的应用前景，但是其仍存在诸多的技术难点。近年来，随着说话人识别技术的深入研究，在限定条件下(如文本相关、环境安静、信道单一)的说话人识别已取得了令人满意的系统性能；然而在实际应用中，说话人识别系统受各种不确定性因素的制约，其系统鲁棒性面临了巨大的挑战，使之还难以达到大规模实用化的要求。其中，主要原因体现在如下两点：

(1) **信息干扰**

语音信号是一个形式简单的一维信号，而其中却蕴含着丰富的信息(“形简意丰”)，包括了语言信息(如语音内容)、副语言信息(如音高、音量、语调等)以及非语言信息(如性别、年龄、健康状况、环境背景)等。而对于语音信号中的说话人信息，其并不是语音信号中的主要信息，在特征提取时极易受到其它信息的干扰。因此，如何从信息交织的语音信号中分离出简单、可靠的说话人特征显得极为困难。

(2) **信号漂移**

古希腊哲学家赫拉克利特认为世间万物都是流动的，每一件事物都在不断的变化，为此他阐述：“人不能两次踏入同一条河流，因为无论是这条河还是这个人都已经不同”。语音信号很好地验证了这一观点。即便对于同一说话人和同一文本，语音信号也有很大的差异性。换言之，语音信号中的说话人特征（“声纹”）虽具有稳定性和唯一性，但其并非是固定不变的。说话人的声纹会与说话人所处的环境、情绪、生理健康等有密切关系，而且会随着时间（年龄）的推移而发生改变（“漂移)”，增加了说话人识别的不确定性。此外，语音信号在传输的过程中，其受传输信道、编码格式的影响而使之发生变异（“漂移”），这种变异也增加了说话人识别的不确定性。

总体来看，对于说话人识别的研究基本上是围绕上述两个难点展开的。

4 研究进展与趋势

“闻其声而知其人”，通过人耳听觉感知来辨别声音中的说话人身份，古已有之。以语音作为身份认证的手段，最早可追溯到17 世纪60年代英国查尔斯一世之死的案件审判中。1945年，Bell实验室的L. G. Kesta等人借助肉眼观察，完成语谱图匹配，并首次提出了“声纹”的概念；并随后在1962年第一次介绍了采用此方法进行说话人识别的可能性。随着研究手段和计算机技术的不断进步，说话人识别逐步由单纯的人耳听辨转向基于计算机的自动识别 [2]。

从本质上讲，说话人识别属于一类模式识别任务，大体上可分为特征提取和识别模型两个部分。从某种意义上，第 3节所提及的两个难点主要归因于特征提取和识别模型的局限性。因此，总体上看，说话人识别技术的研究发展主要围绕着特征提取和识别模型两个方向。前者从**特征域**上，挖掘语音信号中对说话人信息敏感而对非说话人信息不敏感的声纹特征；后者从**模型域**上，尝试将语音信号分解为说话人因子和非说话人因子，实现对说话人的建模。下图 2 分别从特征域和模型域两个角度总结了说话人识别技术的发展历史。

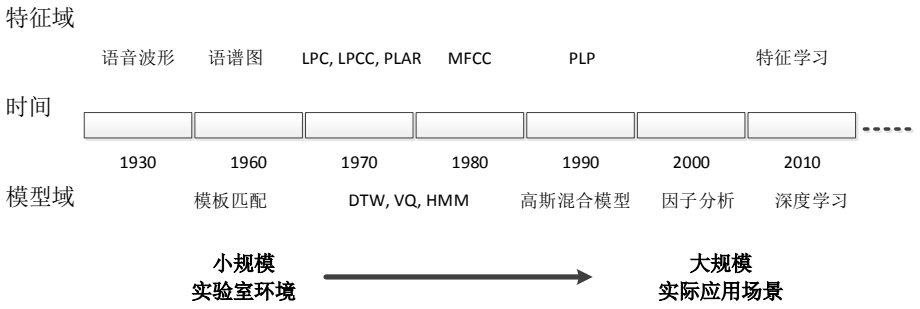


Figure 2: 说话人识别技术的发展历史

4.1 基于知识驱动的特征设计

从模式识别的角度来看，如果能够找到一个简单有效的声纹特征，那么可以大大简化后端识别模型的复杂度，使得说话人识别系统具有更强的鲁棒性和可扩展性。从科学认知的角度来看，探究说话人特征提取与选择的过程将能够更好地帮助人类理解说话人信息是如何嵌入在语音信号中的。为此，研究者们最早从语音产生和语音感知等角度，参照人类听辨说话人的方式，致力于寻找可以描述说话人“基本特性”的特征，我们称这一研究领域为**基于知识驱动的特征设计**。

从语音产生和语音感知的过程来看，在讲话时，说话人的各种发音器官(如肺、喉和声道)通力协作，将描述说话人特性的信息编码在语音信号中；在听辨时，听音人的听觉器官(包括外耳、中耳和内耳等)分层解码语音信号中的各种信息，并将其传递给大脑。为此，研究者们基于不同的发音机理与听觉机理，关注于不同的尺度单元，利用不同的变换工具，得到了属性各异的特征。

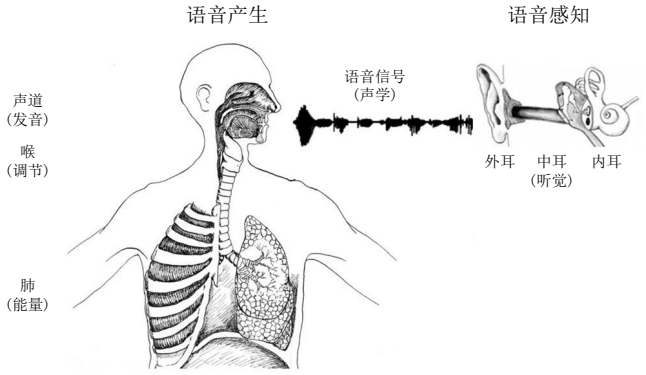


Figure 3: 语音产生与语音感知 [3]

总体上看，声纹特征包括短时频谱特征、声源特征、时序动态特征、韵律特征、语言学特征等，如图 4所示。

(1) 短时频谱特征: 基于声道的共振规律和语音信号的短时平稳假设，对语音信号进行加窗、分帧，计算得到每一帧语音的频谱特征。常见的短时频谱特征有：语谱图(Spectrogram)、线性预测倒谱系数(LPCC)、梅尔频率倒谱系数(MFCC)、感知线性预测(PLP)等。

(2) 声源特征: 声源特征描述了声门激励的特点，包括声门脉冲形状和基音频率等。研究者认为这些特征中携带了说话人相关的信息。常见的声源特征有：线性预测分析、相位特征等。

(3) 时序动态特征：时序动态特征所描述的是语音信号的动态特性，例如共振峰的变化、能量的调节等。常见的时序动态特征有：短时频谱特征的一阶差分或二阶差分($\Delta/\Delta\Delta$)、其它长时动态特征等。

(4) 韵律特征：与短时频谱特征不同，韵律是对语音段的描述；该语音段可以是音节、词、句子等。韵律描述的是语音信号中的音节重音、语调、语速和节奏等。常见的韵律特征有：基频(Pitch)、时长信息等。

(5) 语言学特征：每个说话人拥有其独特的发音词表和个人习语。这些高层特征通常作为辅助信息用于说话人识别中。常见的语言学特征有：音素、词的分布规律等。

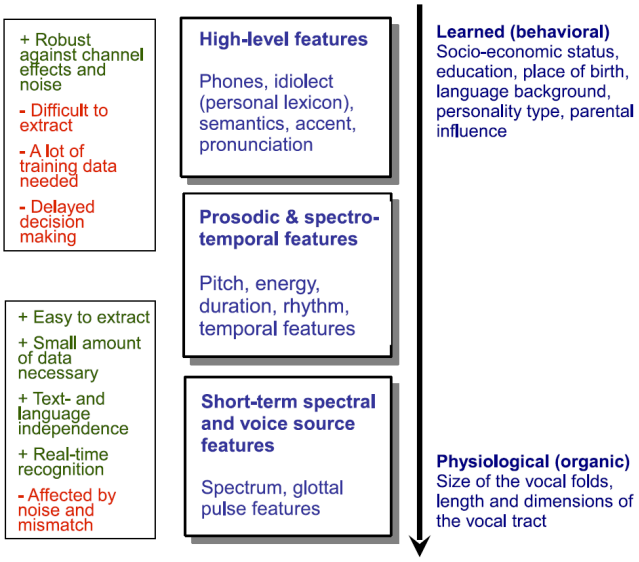


Figure 4: 基于知识驱动的特征设计 [3]

Kaldi中提供了一些经典的声纹特征提取方法，包括Spectrogram(compute-spectrogram-feats)、Fbanks(compute-fbank-feats)、MFCC(compute-mfcc-feats)、PLP(compute-plp-feats)、Pitch(compute-kaldi-pitch-feats)、$\Delta/\Delta\Delta$(add-deltas)等。

4.2 基于线性高斯的识别模型

尽管基于“知识驱动的特征设计”在特定领域、特定数据库的说话人识别任务中取得了一定效果，但其普适性仍十分有限。例如，高层语言学特征很容易受发音人的情绪和场景的变化而发生改变；短时频谱特征中通常还包含了信道、噪声、发音内容等复杂信息，引入了各种不确定性。因此，研究者陆续转战到识别模型上开展相关探索，尝试通过设计合理的识别模型来描述这些特征中的不确定性，从而得到说话人的统计特性，并基于这些统计特性完成说话人识别。

4.2.1 高斯混合模型-通用背景模型

高斯混合模型-通用背景模型(GMM-UBM)是一个经典的说话人识别模型[4]。高斯混合模型(GMM)是由若干个多维高斯密度函数经过线性加权组成的一个整体分布。通常，多个高斯概率分布的线性组合可逼近于任意的分布；因此，

GMM可相对准确地描述语音特征的分布情况。

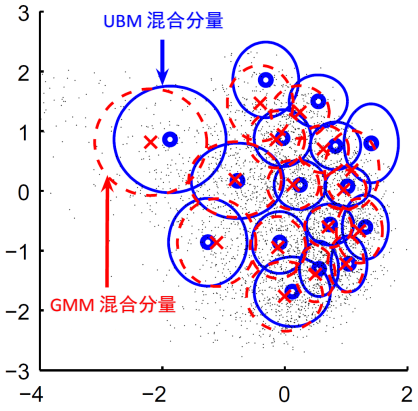


Figure 5: 基于MAP的GMM-UBM模型 [5]

基于GMM-UBM的说话人识别框架可分为三个部分 [4]。

(1) 利用来自不同说话人的大量语音数据建立一个相对稳定且与说话人特性无关的高斯混合模型(GMM)。该模型描述了不同说话人在声学空间中的共享特性，被称为通用背景模型(UBM)。该模型将整个声学空间划分成若干个声学子空间(即为若干个UBM混合分量)；每个声学子空间是一个与说话人无关的高斯分布，粗略地代表了一个发音基元类。如图 5 中的蓝色实线所示。

(2) 基于最大后验估计算法(MAP)[1]，利用说话人的语音数据在UBM 上自适应得到该说话人的GMM。该说话人的每个声学子空间(即为一个GMM混合分量)由一个说话人相关的高斯分布所描述；而该说话人相关的高斯分布是由与其对应的说话人无关的高斯分布通过MAP自适应得到。如图 5 中的红色虚线所示。

(3) 在测试阶段，计算待测试语音的声学特征在目标说话人模型(GMM)和通用背景模型(UBM) 上的对数似然比作为系统的判决打分。

考虑到大多数情况下，我们只对每个高斯分量的均值向量进行自适应 [4]，因此，事实上我们可以将GMM-UBM抽象成一个线性因子分解模型。语音信号$x \in R^d$ 被分解成一个语言因子$\mu_z \in R^d$ 和一个说话人因子$w_z \in R^d$，其公式可表示如下：

$$x = \mu_z + Dw_z + \epsilon_z \tag{1}$$

其中，z 是每个高斯分量的索引，其服从多项分布；D 是一个等距对角矩

[1]具体推导可参考第3.1节“基于MAP的自适应方法”.

阵；语言因子μ_z 对应的是UBM中第z个高斯分量的均值向量；$\mu_z + Dw_z$ 则是说话人GMM第z个高斯分量的均值向量；说话人因子w_z服从$N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$的高斯分布；$\epsilon_z \in R^d$是服从$N(\mathbf{0}, \mathbf{\Sigma}_z)$的残差。因此，GMM-UBM的**本质**是基于最大似然(ML)准则的线性因子分解模型，其将语音信号分解成语言因子、说话人因子和残差因子，且不同因子符合高斯分布的假设。

Kaldi中提供了实现GMM-UBM的相关代码。

(1) 在egs/sre08/v1、egs/sre10/v1、egs/sre16/v1 中提供了训练对角和全角UBM的示例，如图 6所示。

```
sid/train_diag_ubm.sh --nj 30 --cmd "$train_cmd" data/train_4k 2048 \
  exp/diag_ubm_2048

sid/train_full_ubm.sh --nj 30 --cmd "$train_cmd" data/train_8k \
  exp/diag_ubm_2048 exp/full_ubm_2048
```

Figure 6: 基于Kaldi的UBM训练示例

(2) 以对角UBM的MAP为例，首先基于gmm-global-acc-stats 计算对角UBM的统计量，而后通过修改gmmbin/gmm-global-est.cc 实现MAP 自适应(与之相关的还有gmmbin/gmm-est-map.cc)。

```
gmm-global-acc-stats --binary=$binary --update-flags=$update_flags \
  $ubmDir "$feats" $train_acc/$model.sp.acc

gmm-global-est-map --binary=$binary --update-flags=$update_flags --mean-tau=$mean_tau \
  $ubmDir $train_acc/$model.sp.acc $train_gmm/$model.mod
```

Figure 7: 基于Kaldi的MAP自适应

注：对于gmmbin/gmm-global-est.cc 的修改，只需将MleDiagGmmUpdate()对应替换为MapDiagGmmUpdate()即可。

(3) 基于gmm-global-get-frame-likes 分别计算每一帧声纹特征在GMM和UBM上的对数似然分，通过传入参数[–average=true] 得到句子级别的对数似然分；最后通过计算二者的差值得到系统的判决打分。

4.2.2 因子分析

尽管GMM-UBM模型取得了不俗的效果，但是该模型仍存在一些不足。其中一个主要不足是在推理说话人统计特性时，每个高斯成分相对独立，不具有相关性，使得不同子空间之间无法实现信息共享。为此，在GMM-UBM的基础上，研究者们尝试将表征说话人特性的因子映射到一个低维子空间中，在这个子空间中，所有高斯成分由同一个高斯分布经过不同的线性映射生成，因而在

不同高斯成分之间引入了相关性。其中，**联合因子分析（JFA）**是一个典型的识别模型 [6]，该模型继承了GMM-UBM因子分解的建模思想，将语音空间分解成说话人子空间S和信道子空间C。

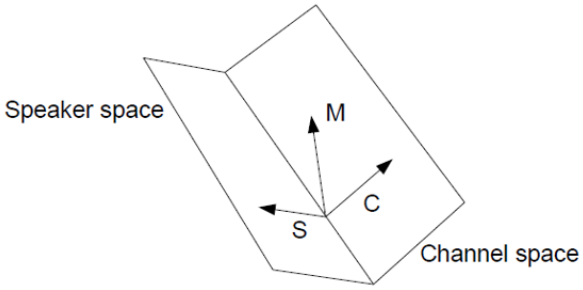


Figure 8: JFA模型

$$M = S + C \tag{2}$$

其中，说话人子空间S是由语言因子m、说话人因子x和残差因子y三个变量经过线性变化所产生的。x、y服从$N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$的高斯分布。

$$S = m + Vx + Dy \tag{3}$$

信道子空间则是由表征信道特性的信道因子z来产生的，z服从$N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$的高斯分布。

$$C = Uz \tag{4}$$

显然，JFA模型的本质是一个基于**线性高斯假设的因子分析**。在此基础上，语音信号M是由语言因子m、说话人因子x、残差因子y和信道因子z四个变量所表征的子空间经过线性变换所产生的。

Dehak等人 [7]进一步提出了JFA模型的简化表示**i-vector**模型，其表示公式如下：

$$M = m + Tw \tag{5}$$

其中，w服从$N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ 的高斯分布。

与JFA不同的是，i-vector将说话人子空间S 和信道子空间C统一在一个全变量子空间T 中，采用单一的“全变量因子”w同时描述说话人因子x和信道因

子z。显然，与JFA相比，i-vector模型的训练复杂度更低，因子向量的推理过程更简单。同时需要注意的是，i-vector中既包含了说话人信息，也包含了信道信息。因此，其通常依赖于后端区分性模型（如WCCN、NAP、LDA、PLDA等）来实现对说话人因子的“提纯”，进一步提高i-vector模型对说话人的区分能力。总而言之，i-vector也是一个基于**线性、高斯假设**的识别模型。随后，研究者们又陆续提出了基于DNN-ASR的i-vector模型 [8, 9]。与GMM i-vector模型不同的是，DNN i-vector 采用基于深度神经网络训练的语音识别模型替换了基于最大期望（EM）算法训练的GMM，以此获得更精确的语言因子，进而预测出更准确的说话人因子。

Kaldi中提供了i-vector模型和与之相关的后端打分模型的代码实例。例如，在egs/sre08/v1、egs/sre10/v1、egs/sre16/v1 以及egs/sitw/v1下提供了标准GMM i-vector 的代码实例；在egs/sre10/v2下提供了DNN-ASR i-vector 的代码实例。

上述这类模型大都是基于因子分析的方法，针对语音信号特性和说话人识别任务，预先定义了语音信号中各个因子变量之间的概率依附关系。为了简化训练和推理的复杂度，这类模型大都需要服从线性、高斯的假设，为此我们称这类模型为**基于线性高斯的识别模型**。事实上，语音信号中各个变量因子之间的关系是错综复杂的。因此，这类模型难以准确地描述语音信号中各个因子之间复杂的相互关系，使得预测出的说话人因子仍存在很大的缺陷。

4.3 基于数据驱动的特征学习

基于因子分析方法和线性高斯假设的识别模型虽在过去近三十年中取得了极大成功，然而，受信息干扰和信号漂移的制约，当前说话人识别的系统性能仍难言可靠。其中一个主要原因是这类方法基于原始特征(如MFCC)和线性高斯模型(如GMM-UBM, i-vector)。原始特征受各种非说话人因子的影响显著、变动性强；而线性高斯模型本身的先验假设过强，难以有效地描述这些变动性。为解决这一问题，一个可行的方向是寻找具有更强不变性的说话人特征，使得简单的线性高斯模型足以对其分布进行描述。对于传统基于知识驱动的特征设计方法，其通常基于较强的先验知识，所设计得到的特征泛化能力不足。为此，研究者们陆续转战到**基于数据驱动的特征学习方法：给定特征的基本特性，基于任务目标自动地学习出特征的具体形式**。这一特征学习方法可以避免人为设计的偏颇和疏漏，同时得到的特征具有更强的任务相关性。

基于数据驱动的特征学习需要一个合理的学习结构，这一结构应具有足够的灵活性，具有结合领域知识的能力，同时也应具有较高的学习效率。深度神经网络(DNN)是一个具有层次性结构的神经网络，其拥有足够强大的函数表达

能力(与层数成指数关系)，可针对领域知识设计各种灵活的网络结构，且具有高效的训练方法(如随机梯度下降SGD等)。特别是深度神经网络的层次结构，为特征学习提供了非常有效的载体。原始语音特征经过深度神经网络的层层处理，使与说话人相关的特征将被增强、保留，而与说话人无关的特征将被削弱、移除。

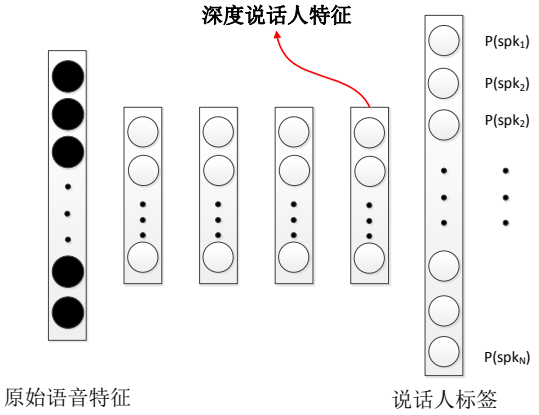


Figure 9: 基于DNN 的说话特征学习

Variani等人 [10]在2014 年提出了基于深度神经网络的说话人特征学习，并用于文本相关的说话人识别中，如图 9所示。该网络的输入是帧级别的原始语音特征，输出是训练集中的所有说话人。通过最大化区分训练集中的不同说话人，完成网络训练。当训练完成后，该网络即可实现从原始语音特征到说话人特征的逐层提取。随着层数的深入，与说话人无关的因素（如发音内容、信道等）被逐渐滤除、削弱；而与说话人相关的深度说话人特征愈发显著。在得到该特征后，采用合并平均的方式得到句子级别的表示（称为‘d-vector’），然后便可通过后端打分模型（如LDA、PLDA等）实现说话人识别。

在Variani等人的研究基础上，研究者们又陆续开展了一系列说话人特征学习的方法研究，主要可分为以下三个研究方向：

4.3.1 模型结构

为了设计更合理的模型结构来实现说话人特征学习，研究者们尝试将“知识驱动”与“数据驱动”结合起来，在模型设计时尽可能地引入一些与语音信号相关的先验知识，使设计出的模型能够更好地从语音数据中学到更具有代表性的说话人特征。例如，Heigold等人 [11]考虑到语音信号的时序性，提出了基于LSTM模型结构的说话人特征学习。Li等人 [12]从语音信号的基本特性出

发，针对语音信号的局部属性、动态属性，设计了一个包含卷积层和时延层的卷积-时延深度神经网络(CT-DNN)，用于说话人特征学习。Snyder等人 [13]在模型中增加了统计量提取层和池化层，将帧级别的说话人特征映射成段级别的说话人向量（称为‘x-vector’），而后实现对不同说话人的区分性训练；该模型利用了说话人特征中的高阶统计信息，得到了更为稳定的说话人表征。此外，Ravanelli等人 [14]尝试从原始语音信号出发，自动地学习出说话人特征在不同频带上的表征规律，提出了SincNet的模型结构。

关于模型结构的改进，研究者开源了基于kaldi 的相关代码实例。例如，d-vector模型可参考[2] 和[3]。x-vector模型可参考egs/sre16/v2 以及egs/sitw/v2。

4.3.2 训练策略

对于上述说话人特征学习模型，其训练目标是最大化区分不同说话人。显然，该模型只关注于说话人的类间离散度，而忽视了说话人的类内内聚性，使所学到的说话人特征存在类内发散的问题。为此，研究者们试图在尽可能保持基础模型结构不变的情况下，在网络训练过程中引入先验知识或者限制条件，进一步增强所学说话人特征的表征能力。例如，Li等人 [15]发现基于CT-DNN模型所学到的说话人特征中仍隐藏着某些发音内容信息，而这些发音内容信息导致了说话人特征的类内发散性。为了削弱发音内容信息对说话人特征的扰动，在CT-DNN模型中先验地引入音素信息，使说话人特征在学习过程中得到音素先验知识的补偿，以此解决因发音内容不同而导致的说话人特征发散的问题。此外，Li等人 [16, 17]还分别提出了基于类中心趋近准则和高斯受限的训练方法，使得在保证最大化区分不同说话人的前提下，在模型训练中引入了对说话人类内方差的限制，进一步提升了所学说话人特征的表征能力。

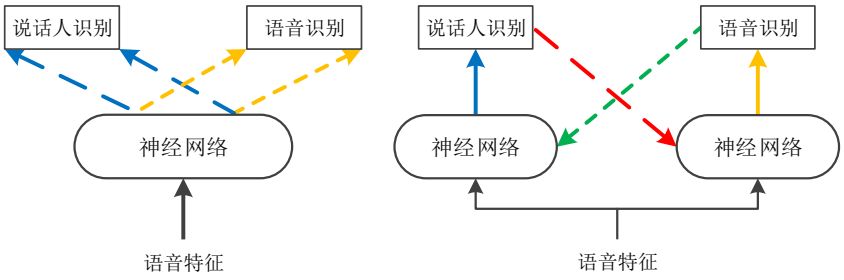
关于训练策略的改进，研究者开源了基于kaldi 的相关代码实例。例如，[4] 提供了基于音素先验的训练方法；[5] 提供了基于类中心趋近准则的全信息训练方法；[6] 提供了基于高斯受限的训练方法。

4.3.3 多任务学习

当前对语音信息处理的研究在很大程度上是割裂的。对于某一特定领域的研究，通常只关注于本领域所需的信息，而将其它信息视为噪音和干扰。对说话人识别而言，上述特征学习方法只关注于如何抽取与说话人相关的信息，而

[2]https://github.com/tzyll/kaldi/tree/caser/egs/cslt_cases/sre_dvector
[3]https://gitlab.com/csltstu/Panda/tree/master/1-Basic
[4]https://gitlab.com/csltstu/Panda/tree/master/4-Phone-Aware
[5]https://gitlab.com/csltstu/Panda/tree/master/3-Full-Info
[6]https://gitlab.com/csltstu/gauss_constrain

将发音内容等视为干扰信息。显然，这种“取其一而用之”的处理方式并不符合人类对语音信号的处理方式。人类对信息的处理方式是并行的、协同的，而非是独立的、割裂的。为此，研究者们提出了多任务学习方法，其目标是用一个统一的模型并行处理多个任务，而且不同任务之间通过知识共享使每个独立任务都能受益。例如，Liu等人 [18]提出了基于信息共享结构的多任务学习，通过低层结构的知识共享，实现特定文本下的说话人特征学习，如图 11 (a)所示。Tang等人 [19]进一步分析了说话人信息和发音内容信息在语音信号中的协同关系，提出了基于信息协同结构的多任务学习，通过高层信息的即时反馈和共享，实现了说话人识别和语音识别任务的联合优化，使学习到的说话人特征具有更强的说话人表征能力，如图 11 (b)所示。



(a) 信息共享的多任务学习　　(b) 信息协同的多任务学习

Figure 10: 两种多任务学习的模型结构

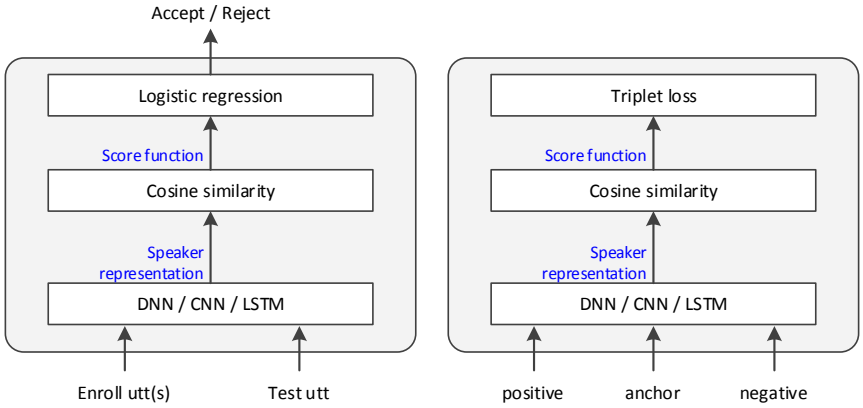
关于多任务学习，研究者开源了基于kaldi 的相关代码实例。例如，对于信息共享的多任务学习，可参考egs/babel_multilang/s5；对于信息协同的多任务学习，可参考[7]。

4.4 基于端到端的识别模型

近年来，基于深度学习的说话人识别方法研究得到了广泛关注。除了第4.3节中的特征学习以外，许多研究者还聚焦于 **“端到端”的识别模型**中。与特征学习不同，“端到端”的识别模型是将前端的特征学习和后端的打分判决整合在一起（可视为一个“黑盒子”），针对说话人识别任务制定合理的目标函数，完成整个模型的联合优化。显然，两种深度学习方法有着截然不同的目标任务。特征学习是以说话人特征学习为目标，而“端到端”学习则是直接以说话人识别任务为目标。

[7]https://gitlab.com/csltstu/Panda/tree/master/5-Extension/Joint%20training

对于当前“端到端”的识别模型而言，虽模型结构各不相同，学习目标也有所差异，但整体上看主要包括如下两种识别模型，如图 11所示。



(a) Logistic regression in cosine similarity (b) Triplet loss in cosine similarity

Figure 11: 两种“端到端”的识别模型

Heigold等人 [11]首先基于图 11 (a)的模型结构，在文本相关的说话人识别任务上开展了相关研究。首先通过长短时记忆循环神经网络(LSTM-RNN)来学习句子级的说话人表示，然后以逻辑回归（Logistic regression）作为后端模型实现说话人识别打分判决。在此基础上，Zhang等人 [20]将音素信息引入到后端打分中，提出了一种基于音素相关-注意力机制的“端到端”模型；Wan等人 [21]则提出了一个更为通用的训练准则，进一步提升了模型的训练效率。Snyder等人 [22]将该模型结构迁移到文本无关的说话人识别中。实验表明，当训练数据量足够大时(102k个说话人)，其在文本无关任务上取得了比i-vector系统更好地结果。

Li等人 [12]受FaceNet [23]的启发，在后端模型上采用Triplet loss 替代逻辑回归，提出了图 11 (b)的模型结构，并在文本无关和文本相关上验证了该模型的可行性。Ding等人 [24]进一步融合了基于Triplet loss 的“端到端”模型和第4.3节中的特征学习模型，提出了基于三元组的多任务学习，并在文本无关的短语音说话人识别任务上取得了不俗的效果。

关于“端到端”的识别模型，研究者开源了基于kaldi 的相关代码实例，例如，[8]和[9]。

此外，为了更好地理解特征学习和“端到端”，我们从多个角度对比分析了

[8]https://gitlab.com/csltstu/Panda/tree/master/2-Generalization/End-to-end
[9]https://github.com/david-ryan-snyder/kaldi/tree/xvector-sre10-10s

两个方法的特点：

- **模型结构**: “端到端”同时包含了说话人嵌入（前端）和打分判决（后端）两个部分，并且这两个部分是作为一个整体联合训练的。与之不同的是，特征学习仅是一个用于说话人特征学习的前端，其与后端打分判决是完全分开的。

- **训练目标**: “端到端”的训练目标是直接判决一对语音是来自同一个说话人还是不同说话人。反之，特征学习的训练目标是最大化区分训练集中的不同说话人。显然，“端到端”的训练目标与说话人识别任务更为一致。

- **训练策略**: “端到端”采用成对训练(Pair-wised training)或者三元组损失(Triplet loss)的策略，其对采样数据的数量和质量具有较强的依赖性。相反，特征学习采用基于独热编码(one-hot)的训练方式，每个样本在训练过程中都会受到整个网络的关注。因此，与“端到端”相比，特征学习的训练更为容易，且所需数据量和计算量相对更少。

- **泛化能力**: “端到端”是完全面向任务的，因此其仅满足于说话人确认任务。然而，特征学习并不针对于具体任务，其所学到的说话人特征可广泛应用于与说话人相关的各个任务中，如说话人分割、说话人聚类、说话人自适应等。因此，特征学习具有更好的泛化能力。

5 小结

本章首先简要介绍了说话人识别的基本概念、技术优势与应用前景、所面临的技术难点；然后以说话人识别技术的发展历史为主线，综述了说话人识别研究的四个重要阶段，包括基于知识驱动的特征设计、基于线性高斯的识别模型、基于数据驱动的特征学习以及基于端到端的识别模型。随着技术的发展与更迭，说话人识别技术取得了一系列成果与突破。当然，“路漫漫其修远”，仍有诸多技术难题依然还没有从根本上得以解决，例如，如何寻找人类最基本的声纹特征；如何选择最合适的识别模型；如何解决语音合成、录音重放等攻击问题；如何处理“鸡尾酒舞会”（多说话人）场景等等。

References

[1] M. Redmond, “Speaker verification: From research to reality,” *Tutorial of Int.conf.acoustics Speech & Signal Processing May*, 2001.

[2] 吴朝晖, *说话人识别模型与方法*. 清华大学出版社, 2009.

[3] H. Reetz and A. Jongman, *Phonetics: Transcription, production, acoustics, and perception*. John Wiley and Sons, 2011, vol. 34.

[4] D. A. Reynolds, T. F. Quatieri, and R. B. Dunn, "Speaker verification using adapted gaussian mixture models," *Digital signal processing*, vol. 10, no. 1-3, pp. 19–41, 2000.

[5] T. Kinnunen and H. Li, "An overview of text-independent speaker recognition: From features to supervectors," *Speech communication*, vol. 52, no. 1, pp. 12–40, 2010.

[6] P. Kenny, G. Boulianne, P. Ouellet, and P. Dumouchel, "Joint factor analysis versus eigenchannels in speaker recognition," *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 15, no. 4, pp. 1435–1447, 2007.

[7] N. Dehak, P. J. Kenny, R. Dehak, P. Dumouchel, and P. Ouellet, "Front-end factor analysis for speaker verification," *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 19, no. 4, pp. 788–798, 2011.

[8] Y. Lei, N. Scheffer, L. Ferrer, and M. McLaren, "A novel scheme for speaker recognition using a phonetically-aware deep neural network," in *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2014 IEEE International Conference on*. IEEE, 2014, pp. 1695–1699.

[9] P. Kenny, V. Gupta, T. Stafylakis, P. Ouellet, and J. Alam, "Deep neural networks for extracting baum-welch statistics for speaker recognition," in *Proc. Odyssey*, 2014, pp. 293–298.

[10] E. Variani, X. Lei, E. McDermott, I. L. Moreno, and J. Gonzalez-Dominguez, "Deep neural networks for small footprint text-dependent speaker verification," in *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2014 IEEE International Conference on*. IEEE, 2014, pp. 4052–4056.

[11] G. Heigold, I. Moreno, S. Bengio, and N. Shazeer, "End-to-end text-dependent speaker verification," in *ICASSP*. IEEE, 2016, pp. 5115–5119.

[12] L. Li, Y. Chen, Y. Shi, Z. Tang, and D. Wang, "Deep speaker feature learning for text-independent speaker verification," in *Interspeech*, 2017, pp. 1542–1546.

[13] D. Snyder, D. Garcia-Romero, G. Sell, D. Povey, and S. Khudanpur, "X-vectors: Robust dnn embeddings for speaker recognition," in *2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. IEEE, 2018.

[14] M. Ravanelli and Y. Bengio, "Speaker recognition from raw waveform with sincnet," *arXiv preprint arXiv:1808.00158*, 2018.

[15] L. Li, D. Wang, A. Rozi, and T. F. Zheng, "Cross-lingual speaker verification with deep feature learning," in *Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), 2017*. IEEE, 2017, pp. 1040–1044.

[16] L. Li, Z. Tang, D. Wang, and T. F. Zheng, "Full-info training for deep speaker feature learning," in *2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. IEEE, 2018, pp. 5369–5373.

[17] L. Li, Z. Tang, Y. Shi, and D. Wang, "Gaussian-constrained training for speaker verification," *arXiv preprint arXiv:1811.03258*, 2018.

[18] Y. Liu, Y. Qian, N. Chen, T. Fu, Y. Zhang, and K. Yu, "Deep feature for text-dependent speaker verification," *Speech Communication*, vol. 73, pp. 1–13, 2015.

[19] Z. Tang, L. Li, D. Wang, R. Vipperla, Z. Tang, L. Li, D. Wang, and R. Vipperla, "Collaborative joint training with multitask recurrent model for speech and speaker recognition," *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech and Language Processing (TASLP)*, vol. 25, no. 3, pp. 493–504, 2017.

[20] S.-X. Zhang, Z. Chen, Y. Zhao, J. Li, and Y. Gong, "End-to-end attention based text-dependent speaker verification," in *Spoken Language Technology Workshop (SLT)*. IEEE, 2016, pp. 171–178.

[21] L. Wan, Q. Wang, A. Papir, and I. L. Moreno, "Generalized end-to-end loss for speaker verification," in *2018 IEEE International Conference on*

Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2018, pp. 4879–4883.

[22] D. Snyder, P. Ghahremani, D. Povey, D. Garcia-Romero, Y. Carmiel, and S. Khudanpur, "Deep neural network-based speaker embeddings for end-to-end speaker verification," in *Spoken Language Technology Workshop (SLT)*. IEEE, 2016, pp. 165–170.

[23] F. Schroff, D. Kalenichenko, and J. Philbin, "Facenet: A unified embedding for face recognition and clustering," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2015, pp. 815–823.

[24] W. Ding and L. He, "Mtgan: Speaker verification through multitasking triplet generative adversarial networks," *arXiv preprint arXiv:1803.09059*, 2018.