一种面向混合语言的语音合成方法

背景介绍

语音合成技术是将文本转化成声音的技术。历史上语音合成技术经过规则合成、拼接合成、统计概率模型合成三个阶段，当前新出现的方法是基于神经网络的合成方法。在这一方法中，神经网络用作映射函数，将输入的文本信息转换成基频、频谱等发音参数。

混合语言语音合成是指待合成文本中存在多种语言。这种混合语言语音合成一向是技术难点，**一个重要原因是数据库中多语言发音者发音很不一样（找到一个会发各种语言的发音者几乎是不可能的），这导致从一种语言跨越到另一种语言时会产生显著的变声。**在统计模型时代，有可能的解决方法包括：

- 模型自适应。例如语言 A 的发音者是 m ,语言 B 的发音者是 n，二者单独训练声学模型 M_{Am} 和 M_{Bn}，但 m 也可以发少量 B 语言的声音，因此可利用 m 在 B 语言上的发音对 M_{Bn} 做自适应（如 MAP 或 MLLR），得到 M_{Bnm}，再将 M_{Am} 和 M_{Bnm} 做混合语言发音模型。这一方法的缺点是必须有会说多种语言的发音人，而且自适应在句子数较少时并不得取得听起来非常接近的效果。
- 模型映射。另一种解决混合语言发音的方法是模型映射法。同样，让发音者 m 和 n 分别训练本语言的模型 M_{Am} 和 M_{Bn}，考虑到不同语言其基础发音是十分相似的，只不过具体拼接起来有所不同。这种“原子发音”的相似必可以用来实现模型映射。例如我们现在想让 m 的声音发 B 语言，而我们只有发 A 语言的模型。怎么办呢？我们可以假设让 n 的声音发 B 语言，在发音空间中有一条 n 发 B 语言应选择哪些“原子发音”的路径，将这条路径映射里 M_{Am} 模型里的路径，再利用 M_{Am} 进行发音，听起来就象是 m 在发 B 语言。这里的“原子发音”是概率方法里隐马尔可夫模型的状态，或称 seno. 这一方法在拼接模型里也适用，只要找到相似的发音单元即可。这一方法的好处是模型可以单独训练，不需要发音人发多种语言，混合起来比较自然，缺点在于合理的映射并不好找，拼出来的声音也会显得带有带有本族语口语，表现不自然。

发明内容和思路

本发明提出一种基于神经网络的混合语言语音合成方法，其基本思路是，用**多语言多发音人数据**混合语言发音模型，但在**训练时将将发音人信息从发音信号中剥离**。这相当于对信号做了**面向发音人的正规化**，基于这种正规化后的神经网络模型**仅学习发音内容**，在实际合成时再把发音人信息加入。基于这种方法，不仅可以**让同一发音人发多种语言的声音**，而

且可以任意**改变发音人特性**，得到个性化的语音合成系统。

发明要点

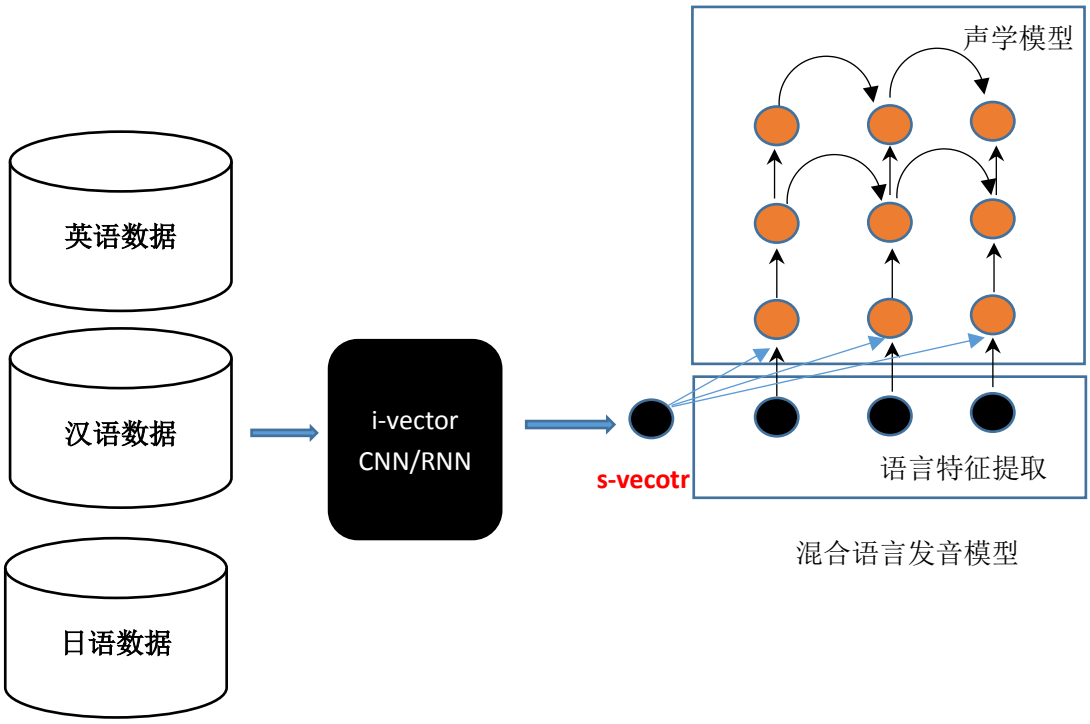
本发明包括如下三个部分：说话人特征提取，基于说话人正规化的多语言数据神经网络模型训练，基于说话人特征向量的多语言发音。

1. 说话人特征提取

说话人特征提取可采用多种模型，包括于 i-vector 模型，CNN 或 RNN 模型。说话人特征归结为一个向量表示，我们称为 speaker vector，或 s-vector。对训练数据中的所有说话人提取 s-vector 模型，每个说话人的每句话的 s-vector 相同，且需通过 LDA 将语言、信道等信息滤除。

2. 基于说话人正规化的多语言数据神经网络模型训练

本发明的关键在于利用多发音人、多语言数据进行混合语言混练。我们需要训练的模型采用递归神经网络（ＲＮＮ），其结构如下：输入为两组：**一组说话人特征向量 s-vector，一组由发音文本生成的语言学向量**（如上下文音素、是否词边界、是否语言边界、音素在词中的位置等）。通过加入 s-vector，训练即达到对说话人正规化的效果。输出为三组预测值：1 维基频，1 维非周期激励，若干维频谱。训练数据包括多种语言和多个发音人的数据。和传统拼接方法不同，我们的方法允许利用同一语言的不同发音人，不同语言的不同发音人数据同时训练，由于有 s-vector 做规化，生成的模型将剥离发音人的属性，仅关注由语言学特征到声学层的映射。



混合语言发音模型

图 1： 模型训练过程

3. 基于说话人特征向量的多语言发音

模型训练完毕后，该模型就有了接收一个说话人特征向量 s-vector，生成符合该说话人特征的混合语言发音的能力。S-vecotr 可由某一发音人的发音数据生成（如某个训练集中的发音者，或希望听到的发音人），也可以人为自由调整，生成具有个性的声音。

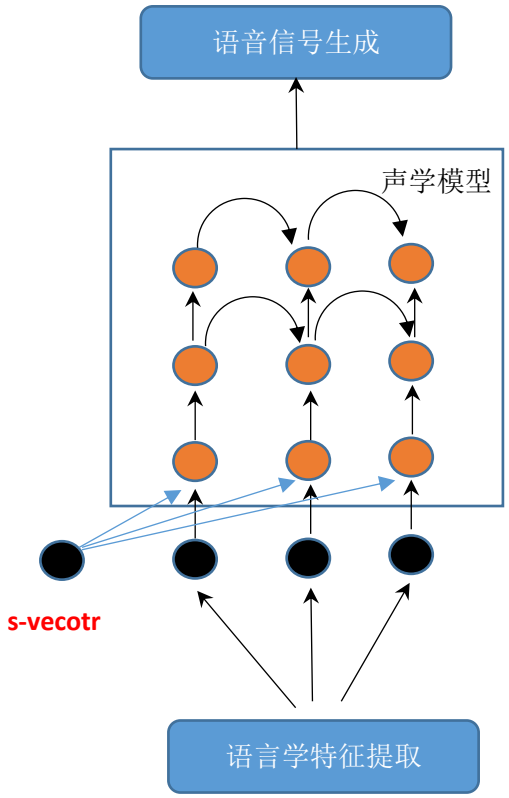


图 2. 基于 s-vector 的多语言语音合成

发明优势

1. 不需同一发音人的多语言数据，实现自然连续的多语言混合发音。
2. 可实现对发音人特性的自由修改。