摘要：语音合成技术在近些年得到较快发展，但在真实性和自然度等方面还是存在一些问题。深度学习技术应用于语音合成，目前已经可以表现出和基于隐马尔科夫模型以及基于语音拼接的语音合成技术相当的合成性能。由于其拥有强大的建模能力，而且有更好的灵活性、可易控制性，深度学习技术在提升语音合成性能方面有很大的潜力和研究价值。递归神经网络(RNN)、长短时记忆神经网络(LSTM)以及门阀递归神经网络(GRN)是几项典型的深度学习模型，通过多组对比实验，展示这些深度学习技术在语音合成方面的有效性。

1.引言

语音合成技术主要分类两类：基于语音拼接和基于统计参数的语音合成方法。语音拼接语音合成需要建立较大的语音库，然后根据待合成文本的特征，从语音库中选择合适的语音片段，将语音片段进行拼接得到完整的合成语音。

基于统计参数的语音合成技术通过训练带参数的模型，再将本文的语言学特征作为输入，利用模型来预测相应的语音声学特征，最后借用声码器将声学特征合成得到语音。隐马尔科夫模型(Hidden Markov Model)就是统计参数语音合成技术的典型代表，在过去的几十年里得到广泛研究[1,2,3]。隐马尔科夫模型对时序信号有这很好的建模能力，因此，可以将其用作声学模型，用来解决语音合成中声学特征和语言学特征之间的复杂映射关系问题。并且，研究表明，隐马尔科夫模型在语音合成方面表现出了很好的性能。

但是隐马尔科夫模型也存在一些弊端。基于统计参数的语音合成技术是通过对文本特征和声学特征之间的关系进行建模，由于文本和语音都是时序信号，涉及到的文本特征必然是复杂的上下文相关的因素（[1]指出影响英语语音合成效果的上下文相关特征有50多种，包括音素学、语言学、语法学等），因此，对如此复杂的文本特征和声学特征构建其映射关系需要模型具有很强的表现能力。隐马尔科夫模型对每种上下文相关的特征独立构建模型，即上下文相关的隐马尔科夫模型。但是，由于无法在有限规模的训练数据集中包含所有可能的上下文相关的特征，因此导致上下文相关的隐马尔科夫模型不能涵盖所有特征情况。虽然，隐马尔科夫模型采用基于决策树的上下文聚类方法[3]来解决这个问题，但是，对于非常丰富而且更复杂的上下文关系，隐马尔科夫模型的表现能力还是不足。

神经网络就能更好地对复杂关系进行建模。

随着深度学习技术的不断发展，将其应用于语音合成的研究工作也越来越多。深度前馈神经网络(Deep Forward Neural Network)具有全连接特性，能直接对复杂映射关系进行建模[4,5,6]。可以认为深度前馈神经网络替代隐马尔科夫模型中的决策树，模型表现能力比后者更强。但是，深度神经网络是一帧一帧地对文本特征和声学特征的映射关系进行建模的，完全没有考虑上下文的依赖关系，这跟语音和文本的时序特性不相符。递归神经网络(Recurrent Neural Network)能很好地对时序信号的上下文依赖关系进行建模。长短时记忆网络(Long Short-Term Memory Neural Network)[7][8] [10]和门阀递归神经网络(Gated Recurrent Neural Network)[9][11]是递归神经网络的变种。本文会把这两种神经网络模型用于语音合成。

本文的组织结构如下：第二部分介绍中文语音合成的流程和相关技术；第三部分通过实验比较几种深度学习模型在中文语音合成上的表现；最后作总结。

2.基于深度学习的中文语音合成技术

2.1 语音合成的基本流程

训练语音

特征提取

模型

模型训练

向量化

文本分析

训练文本

测试文本

语音合成

参数生成

问题集

语音

**图1. 语音合成的流程**

基于统计参数的语音合成，主要通过模型来描述语音的声学特征和文本的语言学特征之间的映射关系，它分为训练阶段和测试阶段（合成阶段）。在训练阶段，首先对训练语音提取声学特征，主要包括LF0、bap以及mgc等，作为模型的输出向量；对训练文本进行文本分析，得到上下文相关的标注，这将在下一部分详细介绍；借助设计好的问题集将标注转换为取值是0或1的二值型元素（比如对“该音素是否是元音”的回答结果）或者取值连续的元素（比如对“当前短语中的音素个数“的回答结果），共同构成模型的输入向量。对于深度学习模型，训练过程就是逐步迭代更新参数，以最小化预测输出和实际输出之间的误差。

2.2中文文本分析：  
对于中文文本，首先需要对其进行预处理，比如去除文本中的特殊标点符号（省略号、书名号等）、韵律符号的标准化处理、停顿的处理等。对经过预处理之后的文本进行分词，将整句文本拆分为中文词语并生成对应的发音。然后，统计文本的上下文相关的特征，  
在我们的实验中，文本特征主要涵盖音素、音节、词、短语、句子几个层面。另外，不仅统计当前音节、词和短语的信息，还统计前一个和后一个音节、词和短语的相关信息。统计信息包括：当前音素、前一音素、后一音素、当前音素在当前音节中的位置（包括前向和后向）、（前一音节、后一音节）当前音节的声调和所含的音素个数、词（短语、句子）中所含的音节数目等等。结合问题集，可以把统计的文本信息转化为数值向量，比如通过回答问题"当前音素是否是音素a"可以得到0（否）或者1（是），问题"当前短语中的音素个数"就可以得到连续型数值。

2.3深度学习模型  
深度学习模型对复杂的映射关系有更好的建模能力。深度前馈神经网络是最普通、最简单的网络模型，它通常有多个隐含层，每一层都对其输入进行如下非线性变化：  
（神经网络的表达式）  
经过网络输出层的输出是模型对输入的预测输出，该预测和输入对应的实际输出（标注或答案）之间存在误差，通过损失函数（比如均方误差函数）来计算该误差。通常采用随机梯度下降法来逐步调整网络参数（W,b)的值来降低误差，当误差降低到一定范围内时，说明该模型对输入有了很好的预测能力。  
将深度神经网络用于语音合成，就是先利用文本特征作为输入、对应的声学特征作为实际输出，训练模型参数，然后将待合成文本的特征向量输入网络，网络的输出作为声学参数用于声码器生成语音。  
深度前馈网络虽然简单，而且在很多分类问题上有很好的表现，但是，它在处理语音和文本时，没有考虑其时序特性。递归神经网络就适合用来对时序信号之间的映射关系进行建模。长短时记忆网络和门阀递归神经网络是递归神经网络的典型代表。

2.3.1 长短时记忆神经网络  
长短时记忆神经网络是一种递归神经网络，它采用带有输入门(input gate)、遗忘门(forget gate)和输出门(output gate)的记忆单元作为隐含层的神经元,它能解决递归神经网络在训练网络时会出现的梯度衰减的问题，因此能学习更长  
时序上的依赖关系。记忆单元如图所示：其中。。。。  
（记忆单元的示意图）  
在长短时记忆神经网络中，输入、输出的关系如下：  
（LSTM公式）  
可以看出，长短时记忆神经网络在预测某一时刻的输出时，不仅考虑该时刻的输入，还考虑了之前时刻的隐含层输出，即使用了前文的信息。双向长短时记忆神经网络（Bidirectional Long Short-Term Memory Neural Network）既能考虑前文的信息，又能考虑后文的信息。

2.3.3 门阀递归神经网络  
门阀递归神经网络使用门阀递归单元(Gated Recurrent Unit)代替长短时记忆神经网络中的记忆单元，这样使得计算和实现变得更加简单。  
门阀递归单元结构如图所示。  
（GRU示意图）  
输入X经过

3.实验  
3.1 数据及实验配置  
实验所用数据是由一位儿童录制的共计7小时的日常口语语音，包含4242条短语音，采样率为44100Hz。将数据拆分为训练集、验证集和测试集，分别包含4000、100和142条语音。  
语音经过下采样，采样率被降到16000Hz。借助工具WORLD，在语音上，每5ms提取60维的梅耶尔倒谱系数、25维的频带非周期参数和1维的对数基频。实验中，将这三种特征及它们各自的  
一阶差分、二阶差分作为神经网络的输出。  
如2.2部分所述，对文本进行分析得到471维的上下文相关的文本特征，并将其作为神经网络的输入。  
经过最大最小规则化，输入特征被限制在[0.01,0.99]之间；而输出特征经过均值方差规则化使得其均值为0、方差为1。  
实验基于Merlin进行的，Merlin是一款开源的语音合成工具，该工具实现了将深度学习模型用于语音合成任务。  
  
  
3.2 结果分析

[1] K. Tokuda, H. Zen, and A. Black, “An HMM-based speech synthesis system applied to English,” in Proc. IEEE Speech Synthesis Workshop, 2002, CD-ROM Proceeding.

[2] K. Tokuda, Y. Nankaku, T. Toda, H. Zen, J. Yamagishi, and K. Oura, “Speech synthesis based on hidden Markov models,” Proceedings of the IEEE, vol. 101, no. 5, pp.1234–1252, 2013.

[3]J. Odell, The use of context in large vocabulary speech recognition, Ph.D. thesis, Cambridge University, 1995.

[4] H. Zen, A. Senior, and M. Schuster, “Statistical parametric speech synthesis using deep neural networks,” in Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), 2013, pp. 7962–7966.

[5] H. Lu, S. King, and O. Watts, “Combining a vector space representation of linguistic context with a deep neural network for text-to-speech synthesis,” Proc. the 8th ISCA Speech Synthesis Workshop (SSW), pp. 281–285, 2013.

[6] K. Hashimoto, K. Oura, Y. Nankaku, and K. Tokuda, “The effect of neural networks in statistical parametric speech synthesis,” in Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), 2015, pp. 4455–4459.

[7] Y. Fan, Y. Qian, F. Xie, and F. K. Soong, “TTS synthesis with bidirectional LSTM based recurrent neural networks,” in Proc. Interspeech, 2014, pp. 1964–1968.

[8] H. Zen and H. Sak, “Unidirectional long short-term memory recurrent neural network with recurrent output layer for low-latency speech synthesis,” in Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), 2015, pp. 4470–4474.

[9] B. X. Wenfu Wang, Shuang Xu, “Gating recurrent mixture density networks for acoustic modeling in statistical parametric speech synthesis,” in Proc. IEEE Int. Conf on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), 2016.

[10] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long short-term memory,” Neural computation, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997

[11] Kyunghyun Cho, Bart van Merrienboer, Caglar Gulcehre, Fethi Bougares, Holger Schwenk, and Yoshua Bengio. 2014. Learning phrase representations using rnn encoder-decoder for statistical machine translation. In Proceedings of the Empiricial Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2014), October. to appear.