

# 浅析歌声合成技术的发展史

麻超 201300066

南京大学人工智能学院

*maple@smail.nju.edu.cn*

**摘要** 1961 年，歌声合成第一次出现在大众面前，而在近年来的发展过程中，其技术经历了几次迭代，从最早的波形拼接法，我们需要将每个音符和其任意两者之间的转折都穷举出来，并拼接得到完整的歌声。随后，又出现了数学建模方法进行歌声合成，我们可以利用声码器对声音进行分析，并利用频谱包络方法得到更好的歌声。但随着数学建模方法触碰到瓶颈，我们需要用更合适的方法，如机器学习，对歌声进行更高效、更逼真的合成，助力技术发展。

**关键词** 声音合成，声码器，机器学习，频谱包络

## 1 引言

1961 年，贝尔实验室的研究人员在使用 IBM7094 超级计算机研究语音合成时，决定尝试一下合成歌声。John Kelly 和 Carol Lockbaum 负责了人声生成部分，Max Mathews 负责了伴奏生成。他们选择了《Daisy Bell》这首当时已相当知名的爱情歌曲。《Daisy Bell》因此成为了世界上第一首由计算机合成人声演唱的歌曲<sup>[1]</sup>。近年来，人工智能技术飞速发展，在声音合成领域取得了非常显著的成绩，也有着非常多的应用，无论是 AI 配音，以洛天依为代表的虚拟歌手，或者是还原人的声音，成果都非常多。现在流行的“营销号解说”，大多数都是利用了人工智能技术的配

音，而从十多年前开始，初音未来、洛天依、乐正绫等一系列虚拟歌手引得人们注意，到现在，他们的技术飞速发展，已经成为了许多晚会不可或缺的项目，其他方面，我们还可用声音合成完成许多过去难以完成的事情，比如在《流浪地球 2》电影预告片里就提到了李雪健老师的声音是由 AI 合成完成的<sup>[2]</sup>。本文将简单介绍歌声合成的几个阶段和主要方法。

## 2 源·滤波器模型

人类发音系统由独立的两部分组成，即源·滤波器模型，这一观点是 1942 年由千叶和梶山在其著作《The Vowel: Its nature and structure》(元音的性质与结构)中首次提出并一直沿用至今。该模型认为人类发音系统由独立的两部分组成，其中声带作为源振动发声，发出的信号经过一个由声道、喉咙、口腔、鼻腔、牙齿与嘴唇构成的滤波器系统拥有了特定的频谱。源决定了声音信号的频率。在讲话时，肺部挤出空气产生气流。当声带收缩闭合时，气流冲激冲击声带产生有规律振动，发出周期性的气流脉冲<sup>[3]</sup>。单个脉冲的数学表达式近似如下所示：

$$g(n) = \begin{cases} \frac{1}{2}[1 - \cos(\pi n/N_1)], & 0 \leq n \leq N_1 \\ \cos[\pi(n - N_2)/2N_2], & N_1 < n < N_1 + N_2 \\ 0, & else \end{cases} \quad (1)$$

其中  $N_1$  为上升时间， $N_2$  为下降时间<sup>[4]</sup>。

脉冲的频率即为人声的基频。声带的发生的频率同时受声带的物理性质和紧张程度来控制。滤波器的性质决定了声音的频谱 (spectrogram)，频谱则决定的声音的音色和表达的内容。源发出的脉冲在经过滤波器系统后，其谐波会被不同程度的增强和减弱。频谱上谐波能量强的区域被称为共振峰。这些语音按一定节奏和频率规律发出，就有了歌声。理论上，只要知道每个音的频谱特征和基频，就可以通过逆变换得到波形。

## 3 波形拼接法

人在说话和歌唱时，每个字每个词都包含数个元音辅音。共鸣腔的频率响应也不断变换着，频谱是动态的，让语言信号处理变复杂了很多。考虑到这些因素，基



的制作中。著名电子乐队蠢朋克（Daft Punk）歌曲中的”机器人”人声就是用声码器制作的。声码器的原理是人声的源 - 滤波器模型。声码器利用 STFT 短时傅里叶变换将语音分片，并取得其频率分布[6]：

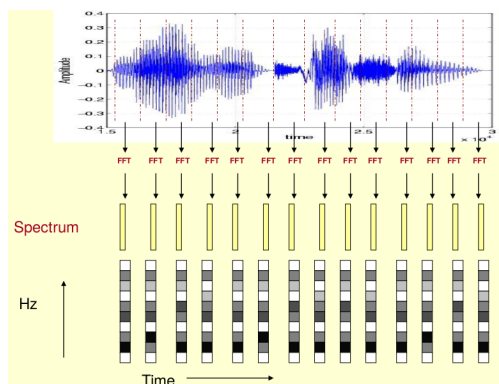


图 2: 声码器获得频率分布

由于人耳对音高的敏感程度是指数的而不是线性的，频率一般会转换为梅尔标度（Mel scale，即 Melody Scale）[7]。梅尔标度并没有严格的定义，常用转换公式如下：

$$m = 2595 \log_{10} \left( 1 + \frac{f}{700} \right)$$

在转换成频域后，声码器对其取频谱包络（Spectral Envelope）[8]，即将不同频率的振幅最高点连线以得到一条平滑曲线。频谱包络曲线只需要对频谱曲线以频率为自变量做低通滤波即可。相当于利用低通滤波过滤掉快速变换的噪音，得到变换较慢的低频信号。除了求频谱包络以外，声码器还常使用梅尔滤波器组、梅尔倒谱系数（Mel-scale Frequency Cepstral Coefficients, MFCC）和 DCT 离散余弦变换（DCT 离散傅里叶变换的简化版本）来求得音频的多维特征。

频谱包络描述了源 - 滤波器模型的滤波器部分，对频谱参数建模即可合成指定的音色和语素。CeVIO 和 Synthesizer V 等大部分现代语言合成引擎均采用此技术。

WORLD 是一个基于传统算法的开源声码器，WORLD 声码器将声音特征分为三部分：声音基频（F0），频谱包络（spectral envelop, sp）和非周期比值（aperiodicity, ap）。在源 - 滤波器模型中，F0 基频为源发出脉冲信号的频率，频谱包络 sp 为滤波器的频率响应。非周期比值 ap 则是语音中非周期信号的占比。前面提到过源除了能产生周期信号以外，还能产生白噪声来发气音。非周期信号占比指的就是白噪声占比。

在合成中，ap 与 sp 参数决定了歌声的音色和语素。因此只要调整 F0 和音素时长，就能够合成指定音色的歌声。WORLD 声码器有开源 python 封装 Pyworld,

因此使用起来也比较方便。比如需要合成洛天依音源时，我们就可以使用山新的原声提取 F0，并使用洛天依 v4 萌声库制作的无音高采样，用于提取包含音色和语素特征的 ap/sp 参数。<sup>[9]</sup>

## 5 基于机器学习的声音合成

基于数学建模的歌声合成逐渐遇到了瓶颈。数学建模的过程中对歌声机制做了很多简化（比如将人体的滤波器看做一个线性时不变系统），合成出的歌声细节不足，音质有时甚至不如波形拼接法。歌声合成的确是一个很适用机器学习算法的领域。人类歌声中频谱特性、音调、唱法多变，很难直接用数学建模。机器学习算法使用人类的歌声进行训练，识别其隐含的模式，并产生和人类类似的输出。

### 5.1 机器学习乐谱处理

利用机器学习进行声音合成的第一步是阅读乐谱以获得歌声的 F0 音高曲线，音素开始位置和音素时长。这些信息虽然可以直接由 midi 乐谱得到，但真实歌声要比乐谱复杂的多。歌手演唱时音与音之间会有滑音、转音，唱长音时有颤音，音的开始和结束处存在音高的微小波动。音素的开始位置和乐谱不同步，一般会不同程度的稍微提前。

在传统歌声合成软件中，软件根据 midi 乐谱生成大致的音高线，微调依赖用户手动完成。微调需要用户专门学习和训练，门槛相对较高。音素开始位置则内置于合成算法中，调整空间不大。

### 5.2 机器学习生成频谱参数

利用机器学习来获得声码器使用的频谱（共振峰）参数，相比传统建模分析更灵活，包括更多细节，例如高低音的音色区别，不同唱法的音色区别，咬字方式的动态变化，等等。以微软亚洲研究院的 XiaoIceSing（小冰歌声合成框架的早期版本）为例，在其论文中，框架的架构图如下：

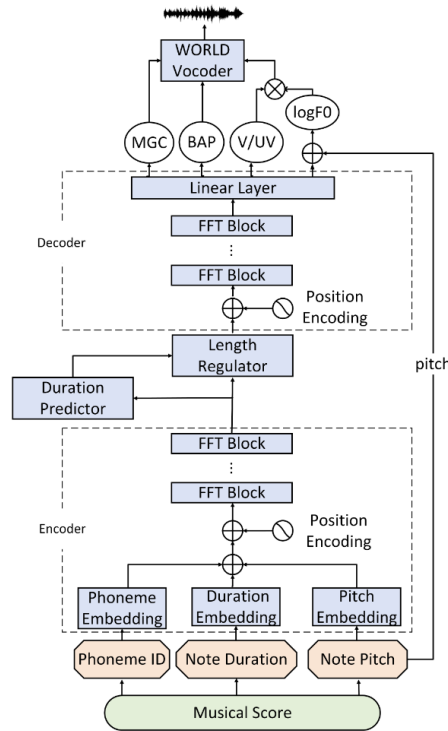


图 3: XiaoiceSing 框架架构图

乐谱先转换成参数信息，再输入到由多个 FFT 块组成的编码器（Encoder）中。每个 FFT 块由一个 Self-Attention Network（SAN）和一个带有 ReLU 激活的两层 1-D 卷积神经网络（CNN）组成。编码器的输出会被一个一维 CNN 组成的音符时长预测器规范化。接下来，输出被送入由同样的 FFT 块构成的解码器（Decoder）以得到声音参数，即梅尔倒谱（mel-generalized cepstru, MGC）、非周期频段（band aperiodicity, BAP）、音高信息和清浊音（voiced/unvoiced, V/UV）标识。为了防止 AI 跑调，音高信息还要进行二次修正。

最后，XiaoiceSing 将生成的参数输入 WORLD 声码器以合成波形。其中 MGC 即为我们熟悉的 sp 谱，BAP 为 ap 谱，音高信息和清浊音标识结合得到 F0 参数。  
[10]

### 5.3 机器学习声码器

XiaoiceSing 由于算法自身不足和声码器的限制，所合成歌声的音质仍有提高空间。传统声码器正在逐步成为歌声合成系统的瓶颈。基于机器学习的声码器一般使用卷积神经网络（CNN）、生成对抗网络（GAN）等算法生成波形。代表有微软的 HifiSinger、谷歌的 Wavenet 等。这里以 RefineGAN 为例，以下为其项目架构图<sup>[11]</sup>：

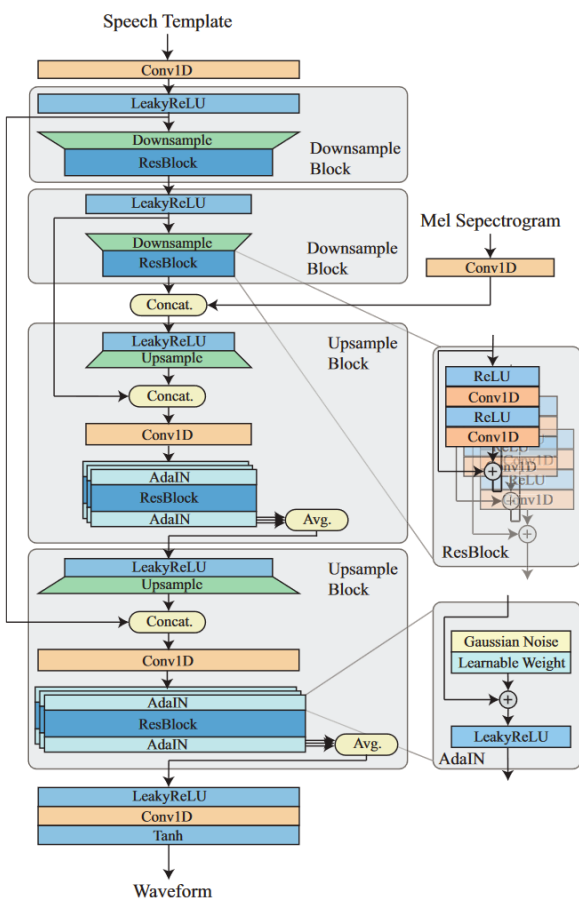


图 4: RefineGAN 项目架构图

# 6 总结

在六十多年以前，刚刚让 IBM7904 唱响 Daisy Bell 的工程师们大概没有料到，歌声合成技术会在下一个世纪产生如此之大的影响力。从最简单的波形拼接法，再到利用数学建模方法研制出声码器进行歌声合成，直到现在随着机器学习的发展，我们可以用更多、更好的技术去实现歌声合成，并呈现出更多、更好的场面，无论是初音未来，还是洛天依、乐正绫，我们都能看到她们正在被越来越多的人喜爱着，并希望贡献自己的力量以帮助实现更好的她们。

## 参考文献

- [1] "The Sounds of Fighting Men, Howlin' Wolf and Comedy Icon Among 25 Named to the National Recording Registry". Loc.gov. Retrieved 8 January 2021.
- [2] 《流浪地球 2》李雪健人类股骨演讲发布，消息称采用 AI 修复声音.  
<https://www.ithome.com/0/668/218.htm>
- [3] Wolfe, Joe et al. "An Experimentally Measured Source-Filter Model: Glottal Flow, Vocal Tract Gain and Output Sound from a Physical Model." *Acoustics Australia* 44 (2016): 187-191.
- [4] 语音信号处理-语音产生模型 <https://zhuanlan.zhihu.com/p/499181697>
- [5] Wikipedia.Vocaloid\_6: [https://zh.wikipedia.org/wiki/Vocaloid\\_6](https://zh.wikipedia.org/wiki/Vocaloid_6)
- [6] Cepstrum Analysis, Mel-Freque<sup>n</sup>antkillerfarm.github.io/speech/2018/06/06/speech\_5.html#mel-frequency-analysis
- [7] WikiPedia.Mel\_Scale: [https://en.wikipedia.org/wiki/Mel\\_scale](https://en.wikipedia.org/wiki/Mel_scale)
- [8] Siedenburg, K., Jacobsen, S., & Reuter, C. (2021). Spectral envelope position and shape in sustained musical instrument sounds. *Journal of the Acoustical Society of America*, 149(6), 3715-3726. <https://doi.org/10.1121/10.0005088>
- [9] WORLD vocodor: <https://github.com/mmorise/World>
- [10] Lu, Peiling et al. "XiaoiceSing: A High-Quality and Integrated Singing Voice Synthesis System." Microsoft Research Asia. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.06261>
- [11] Xu, Shengyuan et al. "RefineGAN: Universally Generating Waveform Better than Ground Truth with Highly Accurate Pitch and Intensity Responses" timedomain. Inc <https://doi.org/10.48550/arXiv.2111.00962>