

Генерация речи

Виктор Китов

v.v.kitov@yandex.ru



Содержание

- 1 Введение
- 2 Объединяющий синтез речи
- 3 Параметрический синтез речи

Введение

- Задача - генерация речи по тексту (speech synthesis, text-to-speech, TTS)
- Применения:
 - объявления в аэропортах, на вокзалах
 - интеллектуальные колонки (Яндекс.Станция)
 - виртуальные ассистенты в машинах, играх
 - чтение книг
 - обучение иностранному языку
 - помощь слепым, больным дислексией

Требования к выходу

- Выходная речь должна
 - быть понятной
 - не содержать шумов и артефактов
 - быть выразительной, эмоционально насыщенной
- Доп. возможности:
 - изменения типа голоса
 - спокойный, восторженный, шепот (есть в Алисе), ...
 - изменение спикера

Качество генерации

- Распознаваемость информации в речи:

$WER(\text{SpeechRecognizer}(\text{Generator}(\text{text})), \text{text})$

- Оценка качества речи респондентами
 - Mean Opinion Score¹ - средняя оценка качества
 - большая дисперсия из-за особенностей респондентов
 - MUSHRA (MULTiple Stimuli with Hidden Reference and Anchor)
 - респондентам дают прослушать эталонную запись (реальным голосом) и эталон
 - в число оцениваемых озвучиваний также вставляется скрытно эталон (можно проводить парный t-test)
 - SBS (side-by-side comparison) - респонденты сопоставляют 2 синтеза бок о бок (относит. шкала)
 - достаточно небольшого #данных для сопоставления
- MOS, MUSHRA - абсолют. шкалы (можно сравнивать)

¹CrowdMOS - оценка доверит. интервалов, верификация респондентов.

Скорость генерации

- Частота CD, mp3 - 44кГц: нужно выдавать 44100 значений в секунду.
- Метрики производительности TTS:
 - latency - задержка между получением данных и началом генерации
 - real-time factor (RTF) - сколько секунд занимает генерация 1 сек речи
 - для онлайн-приложений д. быть ≤ 1 .

Датасеты

- Популярные датасеты:
 - LJ Speech, VCTK, M-AILABS, CommonVoice, OpenTTS
- В коммерческих применениях - записывают много часов целевого спикера
 - текст должен широко покрывать фонетические конструкции, разные интонации
 - хорошая студия, без шумов (важно для сужения неоднозначностей генерации)
 - т.к. генерация речи - one-to-many, и так много неоднозначности

Лингвистическое представление²

- Перед озвучиванием текст нормализуется в лингвистическое представление:
 - текст разбивается на предложения
 - цифры - в текст (5->"пять", "пятерых", "пятый")
 - раскрытие аббревиатур (кв.м.-> квадратный метр, квадратных метров)
 - раскрытие неоднозначности (зАмок - замОк)
 - разметка частей речи (для ударений: IMpact imPACT)
 - ударения (по словарю, но иногда зависят от контекста - зАмок/замОК)
 - е -> е/ё
- Решается seq2seq или трансформером.

²Neural Models for Text Normalization for Speech Applications.

Лингвистическое представление

- Преобразование графем в фонемы
(яблоня->[й][а][б][л][о][нь][а])
 - не всегда нужна, можно интегрировать в акустическую модель
 - ищем слово в словаре, если нет - то модель предсказывает
 - модель можно тоже на словаре обучить
- Возможна расстановка пауз, длительностей, интонаций.
- Стандарт разметки - Speech Synthesis Markup Language.
 - нормализация текста, расстановка ударений, спецификация спикеров, интонаций.

Содержание

- 1 Введение
- 2 Объединяющий синтез речи
- 3 Параметрический синтез речи

Объединяющий синтез^{3,4}

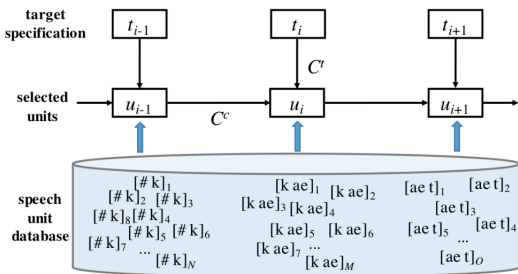
- Объединяющий синтез (concatenative synthesis) - генерация речи предзаписанными блоками.
 - блоки-слова: бОльшая естественность, применимо в ограниченных доменах
 - например, объявления в аэропорту
 - блоки-фонемы (42-в русском, 44 в английском)
 - возможность произнести любое слово, но артефакты на стыках
 - блоки-дифоны (дифон-участок речи между серединами соседних фонем)
 - компромисс между универсальностью и естественностью
 - можно использовать трифоны

³ [Hunt, Black \(1996\).](#)

⁴ [Deep Learning for Siri's Voice.](#)

Схема работы

- Шаги объединяющего синтеза:
 - перевести текст в фонемы с разметкой
 - разметка: длительность, высота, громкость, интонация
 - сопоставление дифонам звуков (unit selection)
 - постпроцессинг: сглаживание на стыках



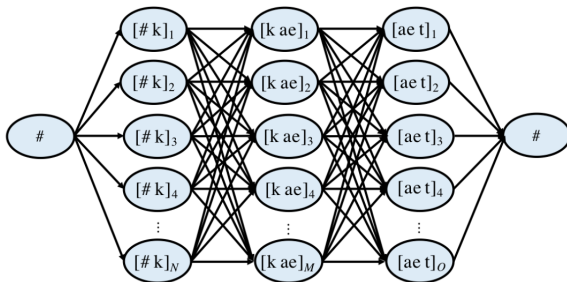
Стоимости сопоставления

- Обозначим:
 - t_i - фонема в момент i , $i = 1, 2 \dots N$
 - u_i - выбираемый звук в момент i (юнит), всего S юнитов.
 - $C(u|t)$ - цена за выбор звука u для известной фонемы t
 - соответствие длительности, смысла, высоты, громкости, интонации
 - $C(u, u')$ - цена за выбор u' следующим звуком после u

Генерация синтеза - критерий

- Выбор наиболее естественного озвучивания t_1, \dots, t_N :

$$u_1^*, \dots, u_N^* = \arg \min_{u_1, \dots, u_N} \left\{ \underbrace{\sum_{i=1}^N C(u_i | t_i)}_{\text{смысл}} + \underbrace{\sum_{i=1}^{N-1} C(u_{i-1}, u_i)}_{\text{сочетаемость}} \right\}$$



Генерация синтеза - алгоритмы

- Полный перебор путей - непрактично.
- можно решить за $O(S^2N)$ алгоритмом Витерби
 - можно $\downarrow S$ оставляя $u : C(u|t_i) \leq threshold$
- Приближенное решение: лучевой поиск.
 - обеспечивает real-time TTS

Алгоритм Витерби - обозначения

- $v_t(j) = \min_{u_1, \dots, u_{t-1}} C(u_1, \dots, u_{t-1} u_t = j | x_1, \dots, x_{t-1})$ - мин. возможная цена, если последний звук j
- $p_t(j)$ - индекс оптимального звука в момент $t - 1$, если в t был звук j .
- k_t - индекс оптимального звука в момент t

$$u_1^* = k_1, u_2^* = k_2, \dots u_N^* = k_N$$

Алгоритм Витерби - шаги

Инициализация: $v_1(j) = C(u_1 = j | t_1)$

для $t = 2, 3, \dots N$:

$$\begin{aligned} v_t(j) &= \min_{u_1, \dots, u_{t-2}, u_{t-1}} C(u_1, \dots, u_{t-2}, u_{t-1}, u_t = j | x_1, \dots, x_t) \\ &= \min_i \min_{u_1, \dots, u_{t-2}} \{ C(u_1, \dots, u_{t-2}, u_{t-1} = i) \\ &\quad + C(u_{t-1} = i, u_t = j) + C(u_t = j | x_t) \} \\ &= \min_i \{ v_{t-1}(i) + C(u_{t-1} = i, u_t = j) + C(u_t = j | x_t) \} \\ p_t(j) &= \arg \min_i \{ v_{t-1}(i) + C(u_{t-1} = i, u_t = j) + C(u_t = j | x_t) \} \end{aligned}$$

$$\min_{u_1, \dots, u_N} C(u_1, \dots, u_N | x_1, \dots, x_N) = \min_j v_N(j)$$

$$\begin{aligned} k_N &= \arg \min_j v_N(j); & \text{для } t = N, N-1, \dots, 2: \\ & & k_{t-1} = p_t(k_t) \end{aligned}$$

Обсуждение

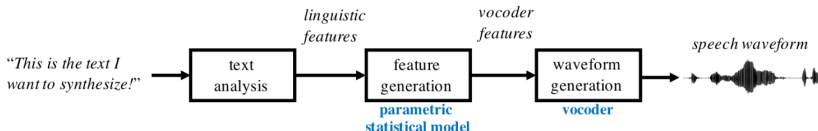
- + : простота, интерпретируемость
- + : расширяемость
 - новые спикеры и манеры говорить
- : стыки фонем нельзя полностью удалить
- : высокие требования по памяти
 - хранение звуков в разных интонациях/контекстах
- : учитывает лишь попарные, а не долгосрочные зависимости в интонации
 - монотонная речь
- : для изменения спикера, стиля, интонаций нужно всё перезаписывать

Содержание

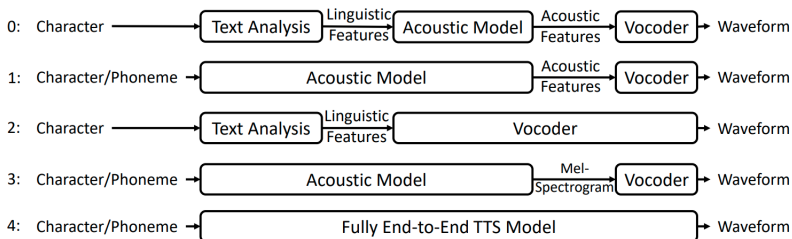
- 1 Введение
- 2 Объединяющий синтез речи
- 3 Параметрический синтез речи
 - WaveNet
 - Tacotron 2
 - FastSpeech

Параметрическая синтез речи

- Параметрическая генерация речи (statistical parametric speech synthesis, SPSS)
- Использует DL модель для превращения текста в голос.
 - нет проблем со стыками
 - гибкость варьировать спикера, стиль, интонацию
- Линг. признаки - нормализованный текст из фонем
- Акустическая модель: фонемы->звуковые признаки для кажд. фрейма 10мс
 - спектрограмма, мел-спектрограмма, MFCC
 - ↑ размерности
- Вокодер это переводит в итоговый звук (↑ размерности)



Объединение шагов в моделях



Stage	Models
0	SPSS [416, 356, 415, 425, 357]
1	ARST [375]
2	WaveNet [254], DeepVoice 1/2 [8, 87], Par. WaveNet [255], WaveRNN [150], HiFi-GAN [23]
3	DeepVoice 3 [270], Tacotron 2 [303], FastSpeech 1/2 [290, 292], WaveGlow [279], FloWaveNet [163]
4	Char2Wav [315], ClariNet [269], FastSpeech 2s [292], EATS [69], Wave-Tacotron [385], VITS [160]

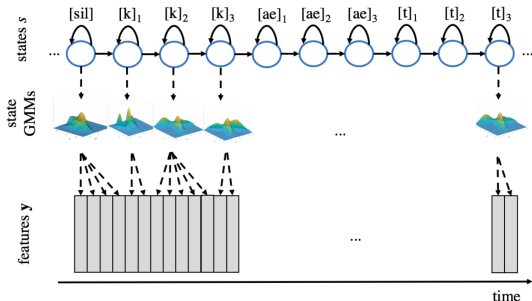
Обучение

Отдельно обучаются:

- модель нормализации текста (например по ASR от прочитывания текста)
- акустическая модель (по нормализованному тексту и мел-спектрограмме речи)
 - задает спикера, стиль, интонации, темп
- вокодер (по мел-спектрограмме и звуку)
- Акустическая модель обучается на (нормализованный текст, мел-спектрограмма)
- Вокодер обучается на (мел-спектрограмма, звук)
 - можно использовать неразмеченную речь

Скрытая модель Маркова

- Одна из первых акустических моделей - скрытая модель Маркова смеси Гауссиан (HMM-GMM)
 - s - фонемы, $P(s_t | s_{t-1})$ оцениваем по живой речи
 - выходн. речевые признаки $p(y|s) \sim \sum_k \phi_{k,s} \mathcal{N}(x | \mu_{k,s}, \Sigma_{k,s})$
 - \hat{y} сэмплируем или $\hat{y} = \arg \max_y P(y)$
 - длительность фонемы - сколько пробыли в состоянии
 - или отдельная модель длительности (duration model)



Особенности генерации речи

- Генерация текст->звук напрямую не используют:
 - слишком сильное \uparrow размерности.
- Даже на 2х шагах:
 - Акустическая модель может по-разному произнести текст
 - вокодер по разному восстановить фазы
- Вокодеру нужно "додумать":
 - информацию о фазах (теряется при переходе к спектру)
 - полный спектр по усредненным спектрам mel-спектрограммы

Алгоритм Гриффина-Лима

Алгоритм Гриффина-Лима⁵ - вокодер без параметров.

- не содержит параметров
- итеративная схема восстановления спектра (компоненты, фазы) по его модулям
 - стартуя со случайных инициализаций неизвестных пар-ров
- плохо работает на мел-спектрограмме ("металлический" голос)

⁵Griffin, Lim (1984).

3 Параметрический синтез речи

- WaveNet
- Tacotron 2
- FastSpeech

WaveNet⁶

- WaveNet - генеративная модель для звука:

$$p(x_t x_{t-1}, \dots x_1) = p(x_t | x_{1:t-1}) p(x_{t-1} | x_{1:t-2}) \dots p(x_1)$$

- Упрощение - смотрим только на K шагов назад:

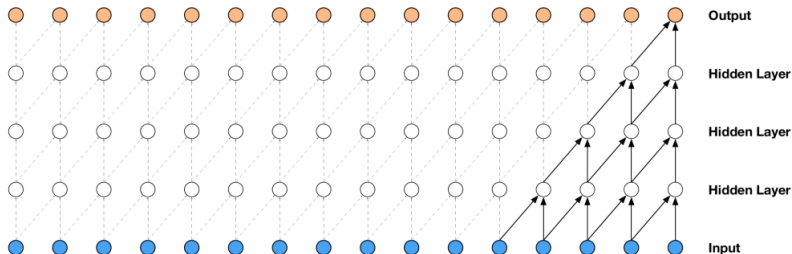
$$p(x_t x_{t-1}, \dots x_1) = p(x_t | x_{t-1-K:t-1}) p(x_{t-1} | x_{t-2-K:t-2}) \dots p(x_1)$$

- Вход/выход - 8-битная интенсивность сигнала, квантизованного по μ -закону.
- Вход: эмбединг x_t , выход - SoftMax-вероятности.

⁶<https://arxiv.org/pdf/1609.03499.pdf>

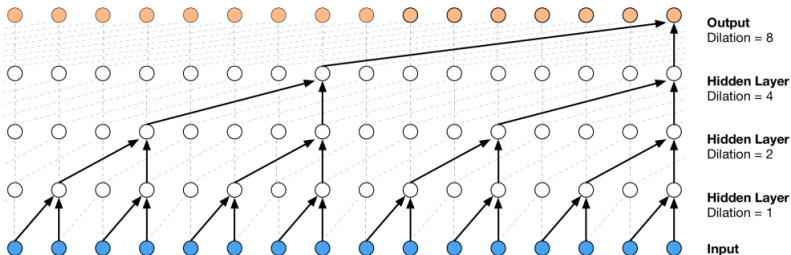
Dilated convolution

- Для моделирования $p(x_t|x_{t-1}, \dots, x_{t-K})$ используется свёртка по истории (causal conv).
- У обычной свёртки - малая область видимости:



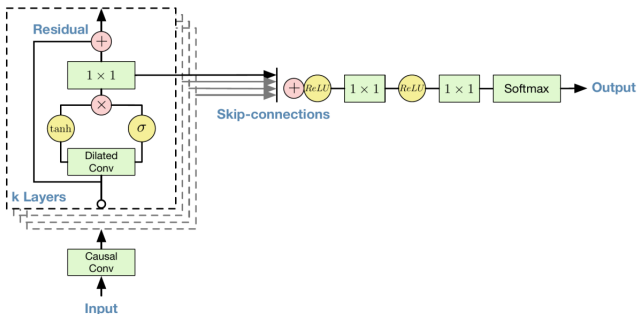
Dilated convolution

- Для моделирования $p(x_t|x_{t-1}, \dots, x_{t-K})$ используется свёртка по истории (causal conv).
- Поэтому используется свёртка с прореживанием:



- Обучение-параллельное по t (знаем таргеты), генерация-последовательная (зато можно переиспользовать ранее посчитанные активации).

Архитектура



- Блоки из прореженных свёрткой наслаиваются k раз, образуя области видимости блока:

1, 2, 4, ..., 512, 1, 2, 4, ..., 512, 1, 2, 4, ..., 512

- Прогноз - по сумме выходов из нескольких веток.

Условная генерация

- В свёрточном блоке безусловной генерации вместо ReLU используется ($*$ - свёртка, \odot - поэлементное умножение)

$$z = \tanh(W * x) \odot \sigma(\tilde{W} * x)$$

- В глобально условной генерации (h - эмбединг глоб. условия (напр. спикера))

$$z = \tanh(W * x + Vh) \odot \sigma(\tilde{W} * x + \tilde{V}h)$$

- В локально условной генерации (y - эмбединг лок. условия (напр. произносимой сейчас фонемы))
 - $\text{Upsample}(y)$ - повторенная $\#$ раз фонема
 - $B*$ и \tilde{B} - 1×1 свёртки

$$z = \tanh(W * x + B * \text{Upsample}(y)) \odot \sigma(\tilde{W} * x + \tilde{B} * \text{Upsample}(y))$$

3 Параметрический синтез речи

- WaveNet
- Tacotron 2
- FastSpeech

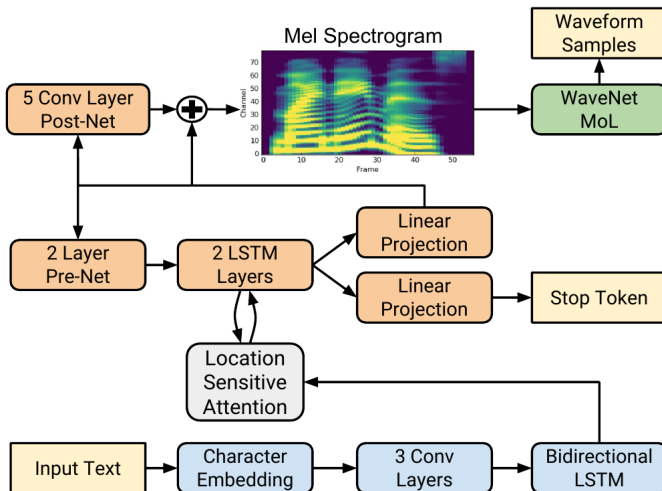
Tacotron 2^{7,8}

- WaveNet требует лингвистические признаки, F_0 , длительности фонем.
- Tacotron 2 генерирует по тексту сразу мел-спектрограмму, озвучиваемую условным WaveNet
 - качество звука выше, чем у WaveNet напрямую
- Архитектура: кодировщик - рекуррентный декодировщик с вниманием.
- Генерация продолжается авторегрессионно, пока выход сети StopToken не станет $\geq threshold$.

⁷<https://arxiv.org/pdf/1712.05884.pdf>

⁸<https://habr.com/ru/company/nix/blog/436312/>

Архитектура



Архитектура

Кодировщик:

- ❶ входные символы \rightarrow эмбединги $\in \mathbb{R}^{512}$
- ❷ 3 свёртки 5×1 (каждая смотрит на 5 соседних символов)
 - после каждой: батч-нормализация, затем ReLU
- ❸ Двухнаправленная LSTM \rightarrow выходы кодировщика

Архитектура

Декодировщик:

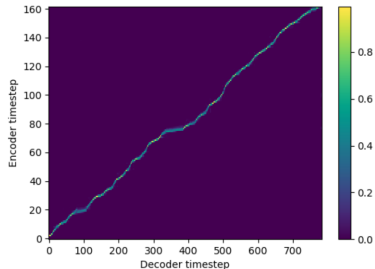
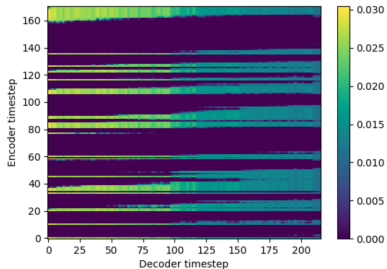
- 1 Две однонаправленные LSTM+внимание, учитывающее локацию
- 2 Выход LSTM подаётся 2м полносвязным слоям с малым #нейронов (information bottleneck)

Регуляризации декодировщика:

- dropout свёрточных слоёв (при inference тоже - для вариабельности выходов)
- пересчёт состояния LSTM - zoneout (с опр. вероятностью передаём состояние 2 шага назад)

Location sensitive attention

Правильно и неправильно обученное внимание:



Внимание, учитывающее локацию

- В декодере Tacotron 2 для содействия обучению используется внимание, учитывающее локацию (location-sensitive attention)⁹.
 - учитывает, куда смотрели на предыдущем шаге
- По входам x_1, \dots, x_N извлечем признаки f_1, \dots, f_N ($F \in \mathbb{R}^{D \times N}$)

Внимание, учитывающее локацию:

$$e_{tj} = \text{score}(s_{t-1}, h_j,)$$

$$= w^T \tanh(Ws_{t-1} + Vh_j + UF\alpha_{t-1} + b)$$

$$\alpha_{ti} = \exp(e_{ti}) / \sum_j \exp(e_{tj})$$

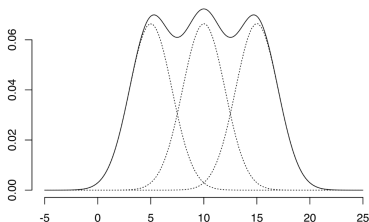
$$c_t = \sum_j \alpha_{tj} h_j$$

$$s_t = f(s_{t-1}, y_{t-1}, c_t)$$

⁹<https://arxiv.org/pdf/1506.07503.pdf>

Вокодер

- В качестве вокодера использовался WaveNet
- Но WaveNet предсказывал интенсивность не через SoftMax, а через смесь 10 логистических распределений (ф-ция распределения - $\sigma(\cdot)$).
- Tacotron 2+WaveNet показал лучше качество по MOS, чем WaveNet на лингвистических признаках.



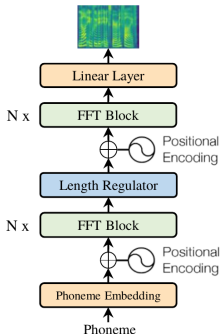
System	MOS
Parametric	3.492 ± 0.096
Tacotron (Griffin-Lim)	4.001 ± 0.087
Concatenative	4.166 ± 0.091
WaveNet (Linguistic)	4.341 ± 0.051
Ground truth	4.582 ± 0.053
Tacotron 2 (this paper)	4.526 ± 0.066

3 Параметрический синтез речи

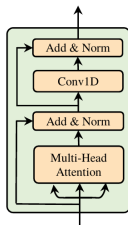
- WaveNet
- Tacotron 2
- FastSpeech

FastSpeech¹⁰

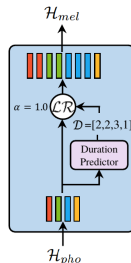
- FastSpeech - акустическая модель параллельной генерации мел-спектрограммы.
 - вокодер WaveGlow



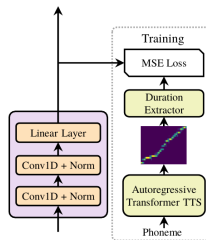
(a) Feed-Forward Transformer



(b) FFT Block



(c) Length Regulator



(d) Duration Predictor

¹⁰<https://arxiv.org/pdf/1905.09263.pdf>

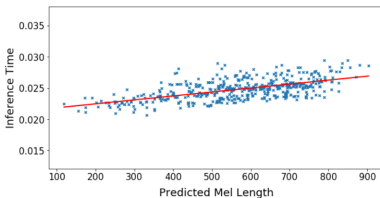
FastSpeech

- Параллельная генерация мел-спектрограммы.
- Каждая фонема дублируется через duration predictor
 - нельзя пропустить фонемы и немонотонно по ним пройти (проще настроить, чем модели с последоват. вниманием)
 - можно вручную контролировать:
 - общий темп речи
 - длительность пауз между словами и предложениями
- Duration предиктор обучается через внимание др. авторегрессионной TTS модели с вниманием.

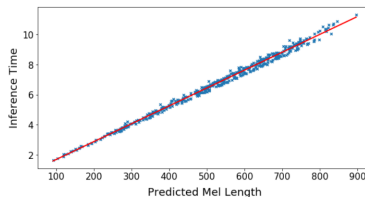
FastSpeech

Ускорение за счёт параллельной генерации мел-спектрограммы:

Method	Latency (s)	Speedup
<i>Transformer TTS [14] (Mel)</i>	6.735 ± 3.969	/
<i>FastSpeech (Mel)</i>	0.025 ± 0.005	269.40×
<i>Transformer TTS [14] (Mel + WaveGlow)</i>	6.895 ± 3.969	/
<i>FastSpeech (Mel + WaveGlow)</i>	0.180 ± 0.078	38.30×



(a) FastSpeech

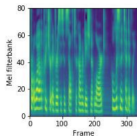


(b) Transformer TTS

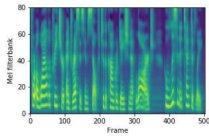
Inference time (second) vs. mel-spectrogram length for FastSpeech and Transformer TTS.

Возможность управления синтезом

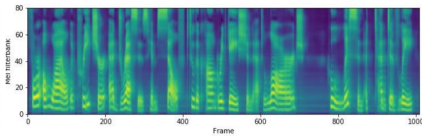
- Масштабируя выход duration predictor, можно управлять скоростью речи:



(a) 1.5x Voice Speed

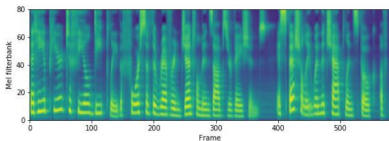


(b) 1.0x Voice Speed

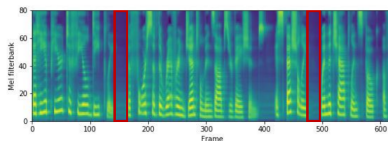


(c) 0.5x Voice Speed

- Можно изменять только длительность пауз:



(a) Original Mel-spectrograms



(b) Mel-spectrograms after adding breaks

Заключение

- Подходы к синтезу речи:
 - объединяющий синтез речи (concatenative)
 - простота, расширяемость
 - проблемы на стыках, монотонная речь, сложности при изменении темпа, стиля голоса
 - параметрический синтез речи (statistical parametric)
 - непрерывная генерация без стыков
 - возможность варьировать стиль речи
 - сложная настройка
 - включает акустическую модель и вокодер
- WaveNet - используется как вокодер.
- Акустические модели: Tacotron 2 (качественнее), FastSpeech (быстрее, проще настройка).