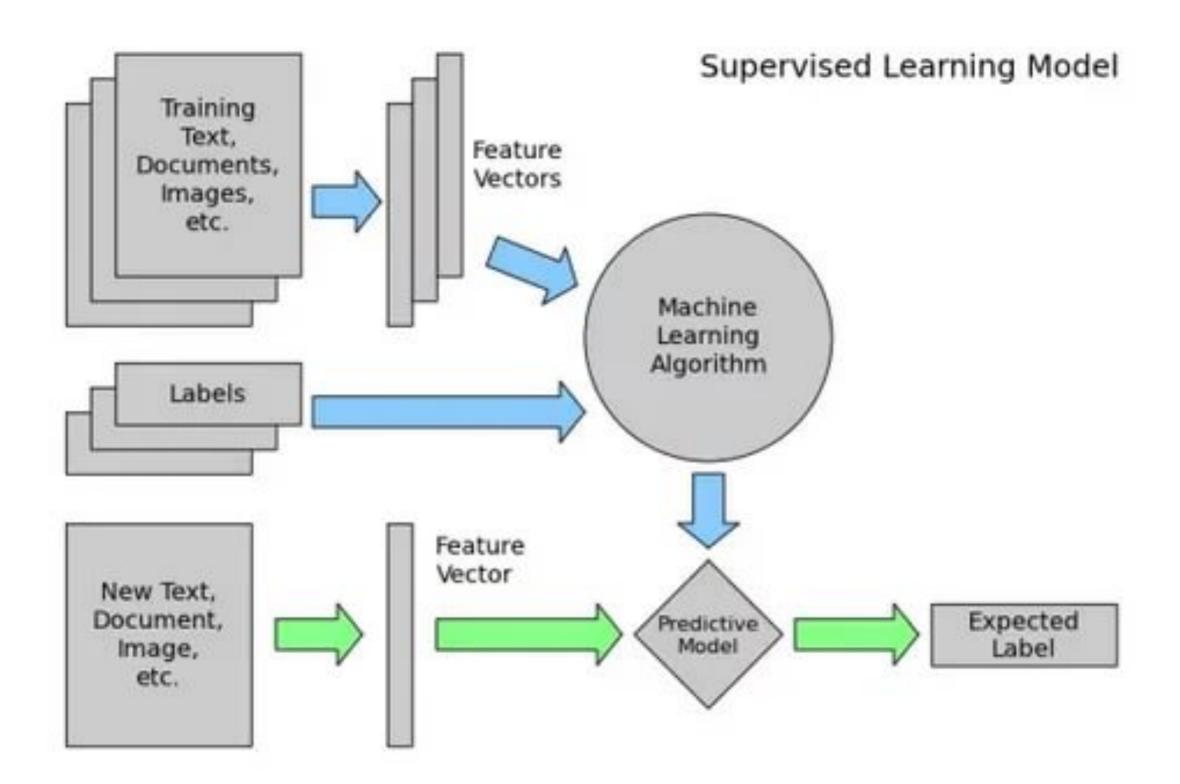
Конволюционные сети для последовательностей

Смирнов Павел БПМИ172



Softmax

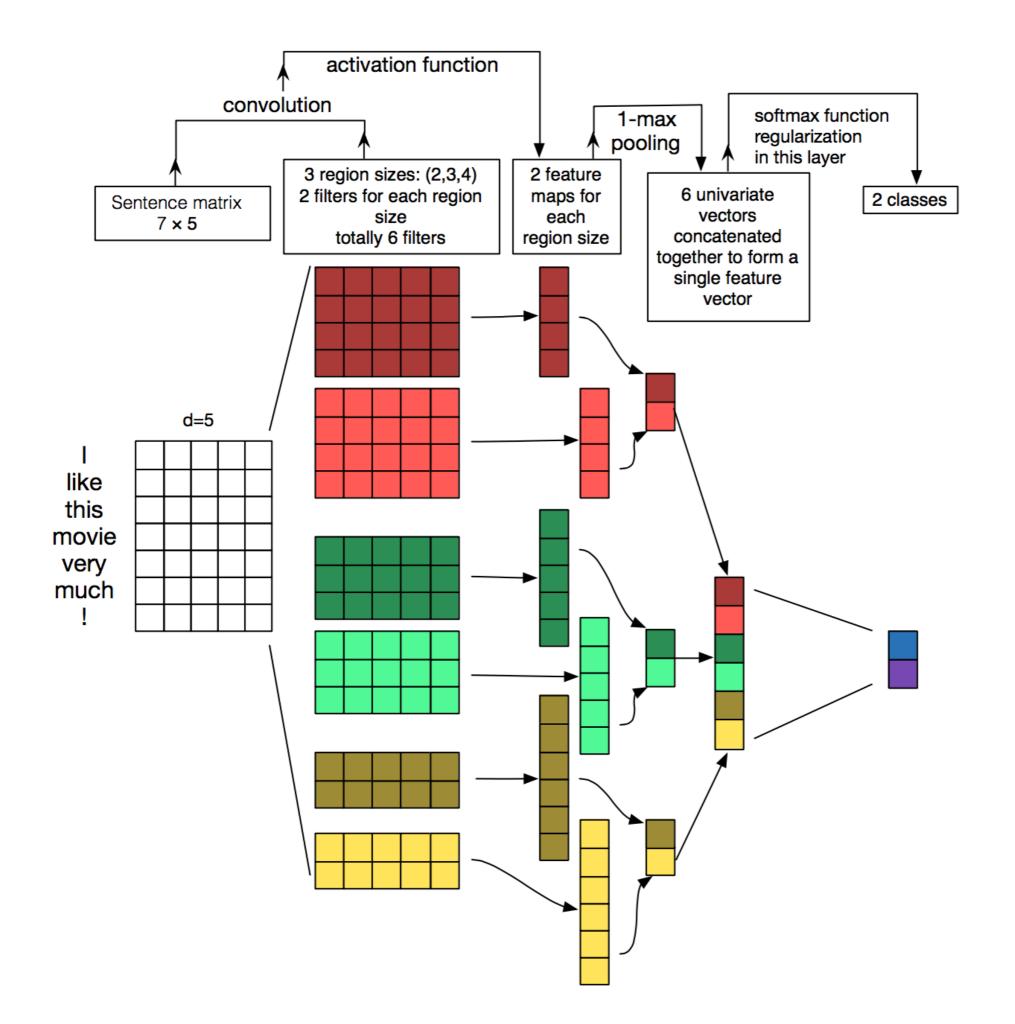
$$\sigma(z)_i = rac{e^{z_i}}{\displaystyle\sum_{k=1}^K e^{z_k}}$$
-Функция преобразует вектор z размерности K в

вектор σ той же размерности, где каждая координата σ_i полученного вектора представлена вещественным числом в интервале [0,1] и сумма координат равна 1.

• $z = w^T x - \theta$ где x — вектор-столбец признаков объекта размерностиМ×1;wT — транспонированная матрица весовых коэффициентов признаков, имеющая размерность К×М; θ — вектор-столбец с пороговыми значениями размерности К×1, где K— количество классов объектов, а М — количество признаков объектов.

CNN в текстах

• Съешь ещё этих мягких французских булок: «Съешь ещё», «ещё этих», ..., «Съешь ещё этих», «ещё этих мягких», «ещё этих мягких», «ещё этих мягких французских», ..., «Съешь ещё этих мягких французских», ..., «Съешь ещё этих мягких французских булок»



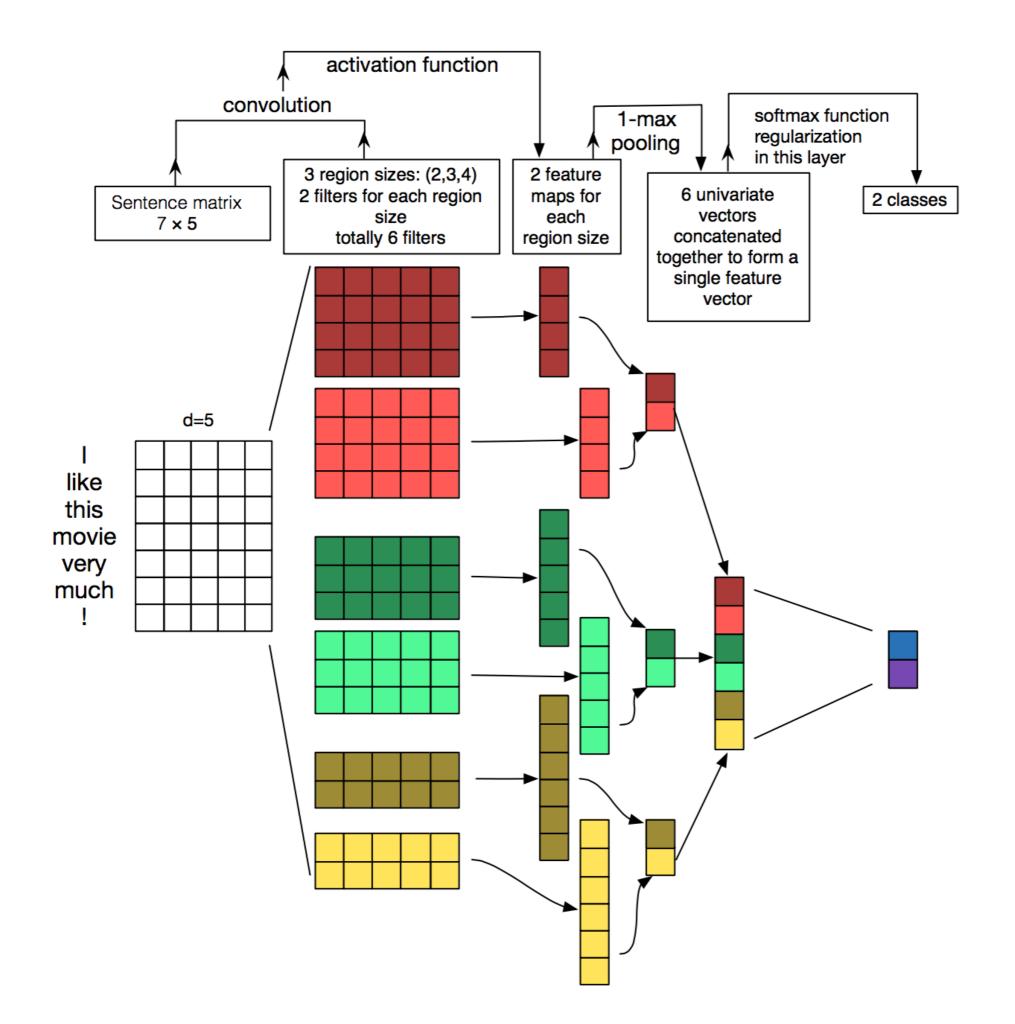
Проблема с фиксированным входом

$$c_i = f(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_{i:i+h-1} + b)$$

Result is a feature map: $\mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_{n-h+1}] \in \mathbb{R}^{n-h+1}$

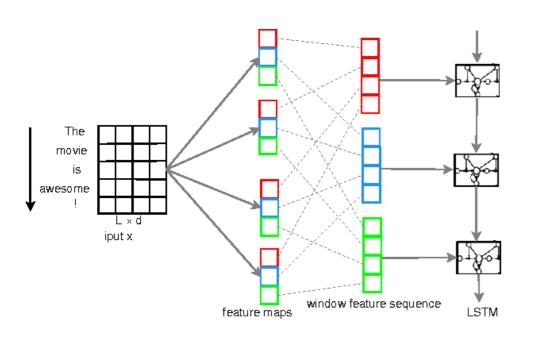
$$\begin{bmatrix} 1.1 \\ 0.4 \\ 0.3 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 2.1 \\ 3.3 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 7 \\ 7 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 4 \\ 4.5 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 2.3 \\ 3.6 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$
the country of my birth

$$\hat{c} = max_i(c_i)$$

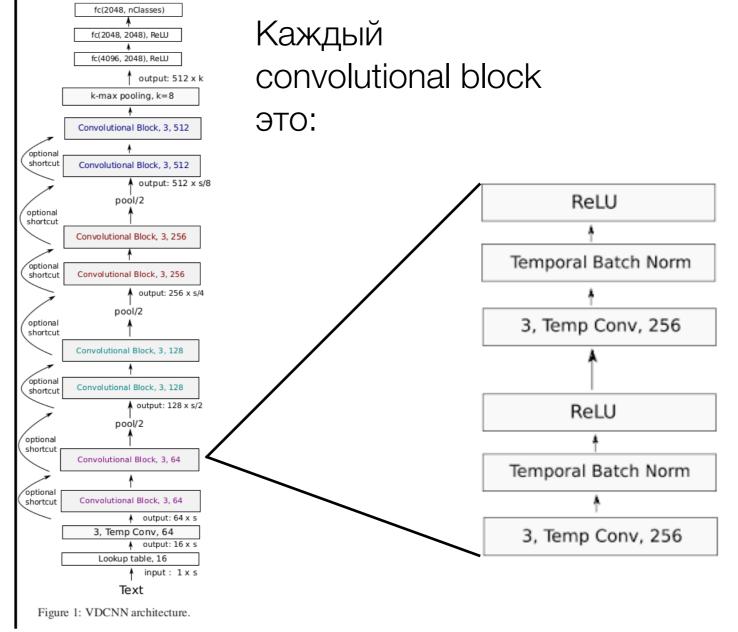


Современные CNN для NLP

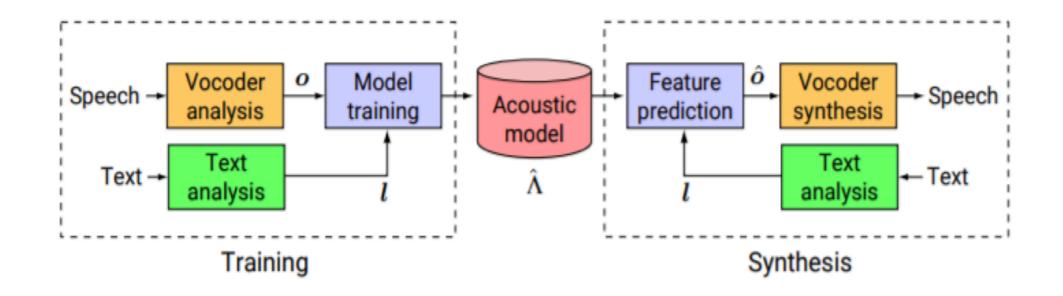
• CLSTM



 VDCNN аналог ResNet для текстов (2016) нужны большие input



WaveNet



• Совместная вероятность волны $x = (x_1, \dots, x_T)$ описывается как произведение условных вероятностей уравнением: $p(x) = \prod_{t=1}^T p(x_t|x_1, \dots, x_{t-1})$

Свертка

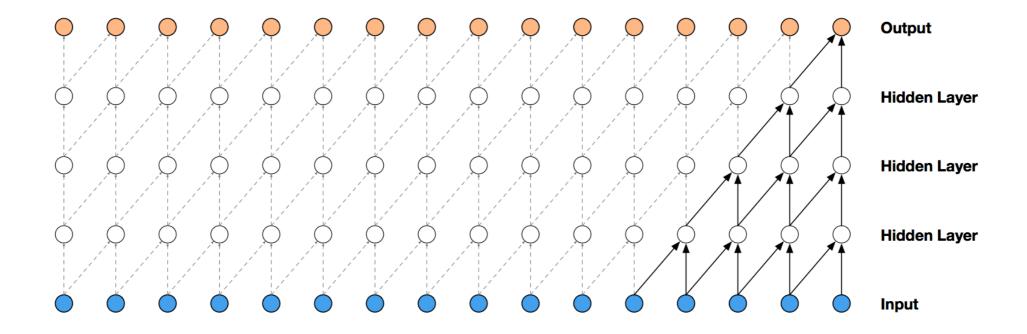
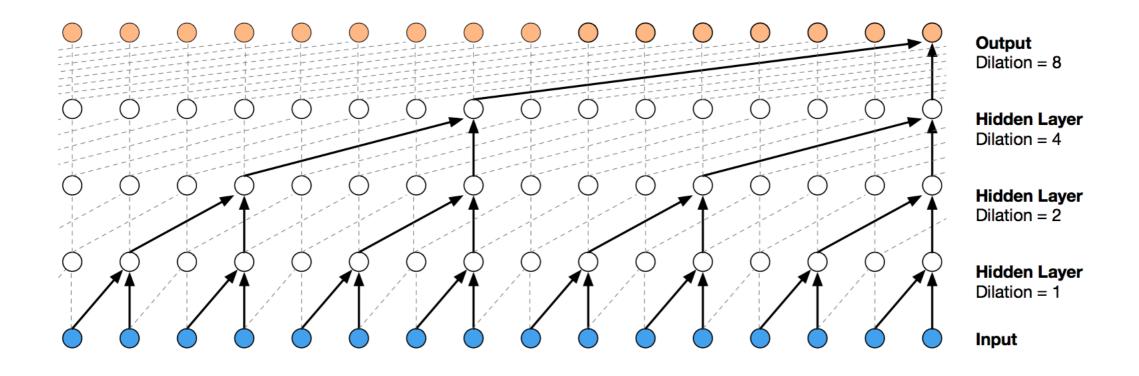


Figure 2: Visualization of a stack of causal convolutional layers.

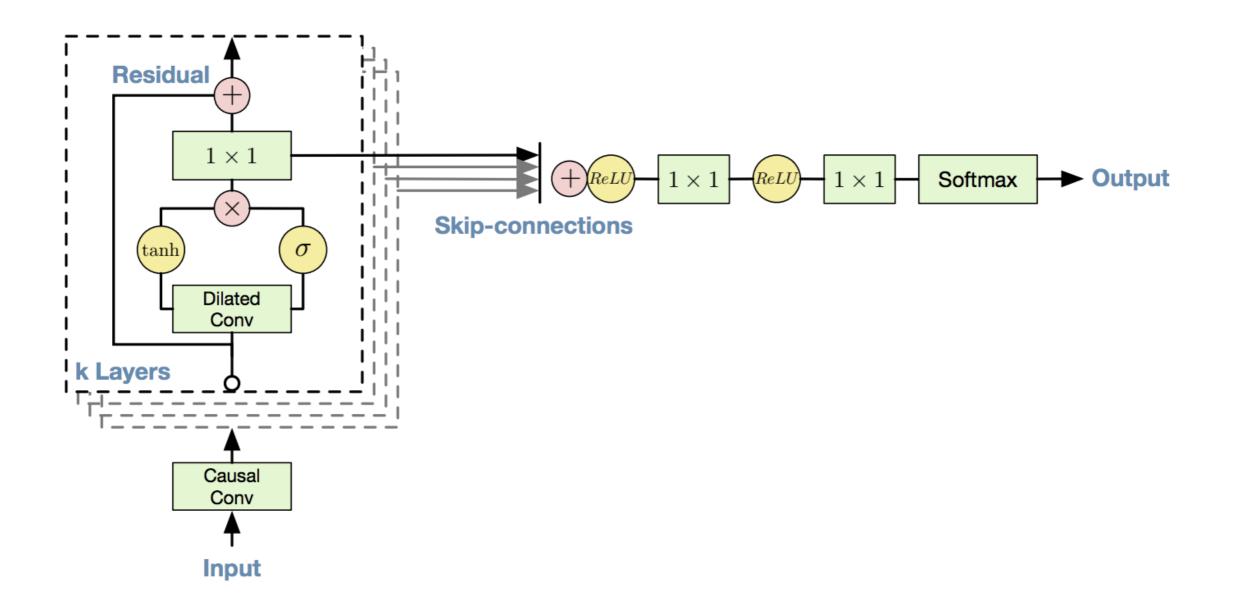
Дырявые свертки



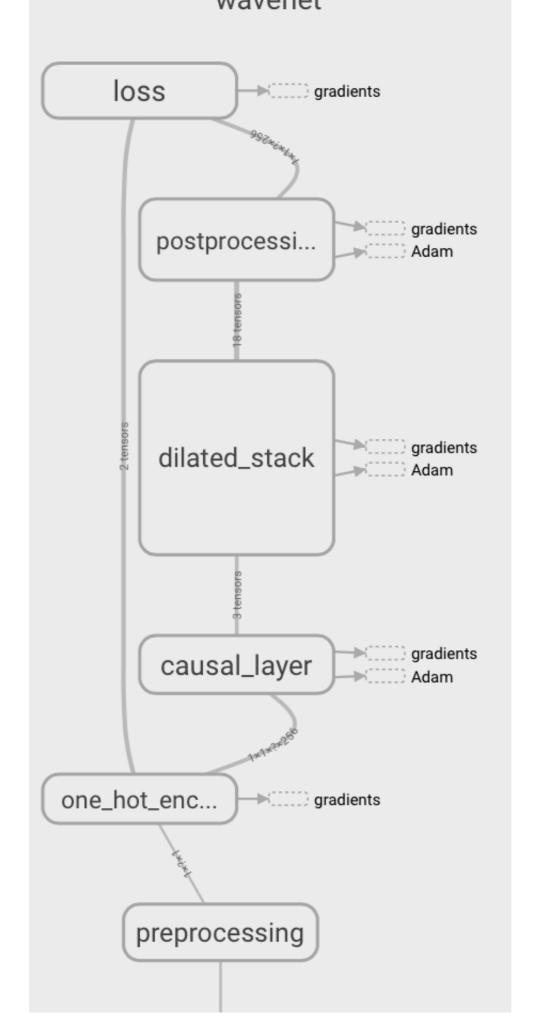
Функция активации

$$z = tanh(W_{f,k} * x) \odot \sigma(W_{g,k} * x)$$

где ∗ обозначает операцию свёртки, ⊙ обозначает поэлементное умножение, σ(·) сигмоида, k номер слоя, f и g обозначают фильтр и gate соответственно, и W обучаемый свёрточный фильтр.



$$z = tanh(W_{f,k} * x) \odot \sigma(W_{g,k} * x)$$



WaveNet с условием

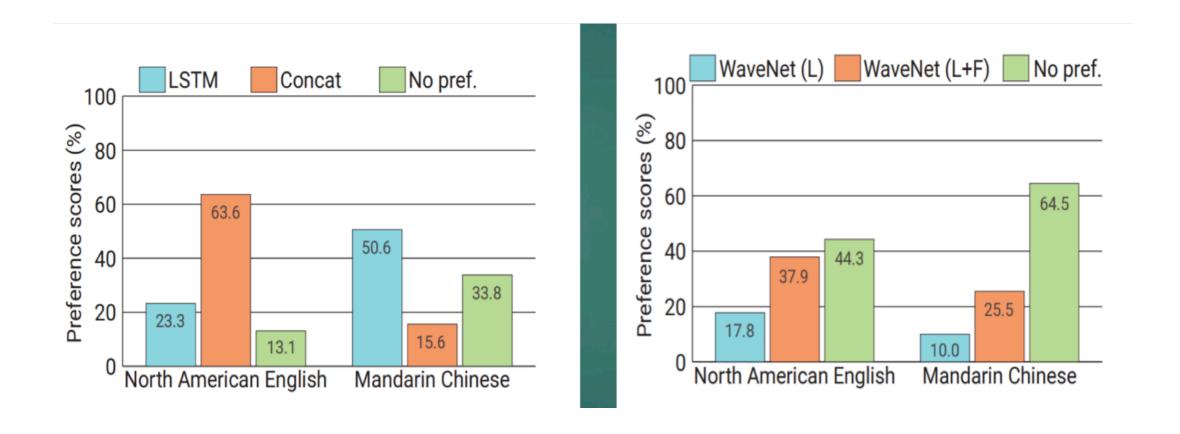
- Если дан дополнительный вход h как условие, WaveNet способен моделировать условное распределение $p(x|h) = \prod_{t=1}^{T} p(x_t|x_1,...,x_{t-1},h)$ аудио по этому входу.
- Функция активации для глобального условия: $z = tanh(W_{f,k} * x + V^T h) \odot \sigma(W_{g,k} * x + V^T h))$ Где V является обучаемой линейной моделью
- Функция активации для локального условия: $z = tanh(W_{f,k}*x + Vh) \odot \sigma(W_{g,k}*x + Vh)), \ \text{где V}_{\text{*,*}}$ это свёртка 1×1

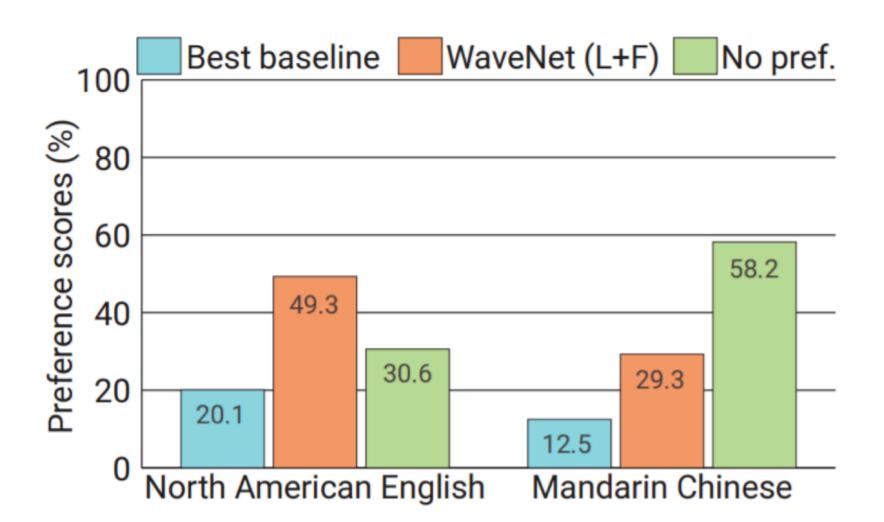
- Локальное условие .
- Временной ряд, той же длины что и данные. Качество, изменяющееся по времени.
- Глобальное условие.
- Качество говорящего, не зависящее от времени. Не меняет своего значения в процессе обучения/генерации.

Сравнение качества результатов

Конфигурация WaveNet	Данные	Результат	
Без модификаций	весть корпус	речеподобный звук	
Без модификаций	одна фраза, много голосов	высокий гул	
Без модификаций	один голос, много фраз	шум	
Глобальное условие:	весь корпус	речеподобный звук	
ID говорящего	The state of the s		
Глобальное условие:	одна фраза	шум	
ID говорящего	одна фраза	my M	
Глобальное условие:	два голоса, много фраз	шум	
пол говорящего	два толоса, много фраз	my w	
Глобальное условие:	два голоса, одна фраза	шум	
пол говорящего	два толоса, одна фраза		
Локальное условие:	весь корпус	TITYM	
текст	всев корпус	шум	
Локальное условие:текст	одна фраза	шум	
Локальное условие:	BOOL KODIIVO	речеподобный звук	
yandex-speech	весь корпус	лучшего качества	
Локальное условие:	одна фраза	DI IOONIHA EVII	
yandex-speech	одна фраза	высокий гул	
Глобальное условие ID говорящего	BOOL KODIIVO	шум	
+ локальное условие yandex-speech	весь корпус		
Глобальное условие ID говорящего	одна фраза	TITYM	
+ локальное условие yandex-speech	одна фраза	шум	

	Subjective 5-scale MOS in naturalness		
Speech samples	North American English	Mandarin Chinese	
LSTM-RNN parametric	3.67 ± 0.098	3.79 ± 0.084	
HMM-driven concatenative	3.86 ± 0.137	3.47 ± 0.108	
WaveNet (L+F)	4.21 ± 0.081	4.08 ± 0.085	
Natural (8-bit μ-law)	4.46 ± 0.067	4.25 ± 0.082	
Natural (16-bit linear PCM)	4.55 ± 0.075	4.21 ± 0.071	





Производительность

Ha GPU Tesla K80 с 11 гигабайтами видеопамяти с поправками на виртуализацию.

Чтобы добиться значений функции потерь хотя бы как на рисунке требуется около 4 суток. Генерация пяти секунд аудио занимает около часа.

•

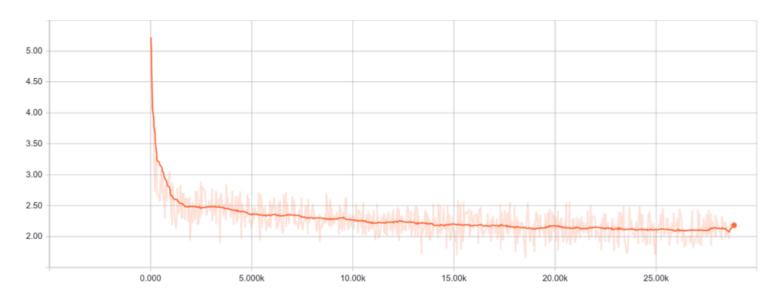


Рис. 11: Изменение функции потерь в процессе обучения

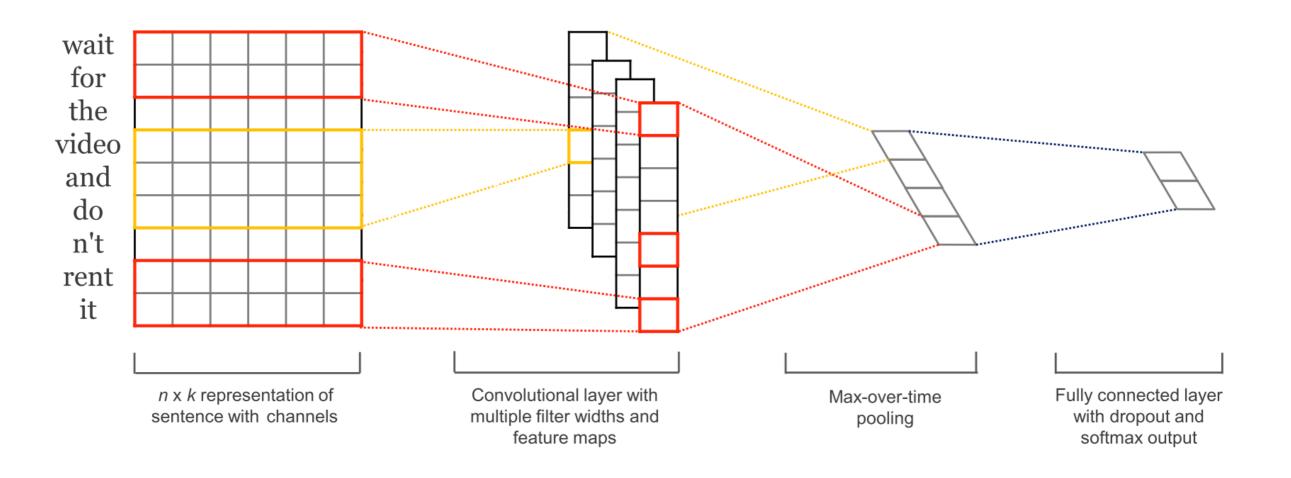
Вопросы

- Напишите функцию активации с условием h?
- В чем преимущество дырявых сверток(delated casual convolutions) над casual convolutions?
- Зачем нужны условия в WaveNet?

Ссылки

- http://web.eng.tau.ac.il/deep_learn/wp-content/uploads/ 2018/01/WaveNet.pdf
- http://mit.spbau.ru/sewiki/images/e/ed/
 Kurbanov_diploma_master2017.pdf
- https://habr.com/ru/company/ods/blog/353060/
- https://www.youtube.com/watch?v=GYMfcIqMIOU
- https://www.youtube.com/watch?v=v-7zVVQqCAs
- https://ru.wikipedia.org/wiki/Softmax

Применение сверток к текстам



- первый шаг это этап предварительной обработки звука, после квантования входной формы волны до фиксированного целочисленного диапазона. Целочисленные амплитуды затем кодируются для получения тензора формы (num_samples, num_channels).
- Свернутый слой, который получает доступ только к текущим и предыдущим входам, затем уменьшает размер канала.
- Ядро сети построено в виде стека причинно-следственных расширенных слоев, каждый из которых представляет собой расширенную свертку (свертку с дырами), которая обращается только к текущим и прошлым аудиоданным.
- Выходы всех уровней объединяются и расширяются до исходного числа каналов с помощью серии плотных слоев постобработки, за которыми следует функция softmax для преобразования выходов в категориальное распределение.
- Функция потерь представляет собой перекрестную энтропию между выходом для каждого временного интервала и входом на следующем временном интервале.