

Обработка речевых сигналов Блок 2. Автоматическое распознавание речи

Максим Кореневский Старший научный сотрудник ООО «ЦРТ-инновации», к.ф.-м.н. Настоящий блок лекций подготовлен при поддержке «ЦРТ | Группа компаний»



Блок 2. Автоматическое распознавание речи (Automatic Speech Recognition, ASR)



text-snadow. filter: dropshadow(color= color:#777: header anain-navigation which -Nebkit-box-shadow box-shadows ODX COX -moz-box-shadow hackground-color:#F9F9F9 Бонус: Факторы искажения

речи и способы борьбы с ними

main-nav-y-5F5F5

Факторы искажения речи и способы борьбы с ними

Факторы, влияющие на точность распознавания речи:

- Разнообразие стилей речи
 - Подготовленная vs. спонтанная речь, чтение vs. выступление без бумажки и т.д.
- Междикторская и внутридикторская вариативность
 - Разная высота голоса, акценты, четкость произношения, меняющийся темп речи
- Разнообразие условий записи
 - Канал передачи речи (воздух, характеристика микрофона)
 - Шумы и помехи (кондиционер, телевизор, шум транспорта и т.п.)
 - Реверберация (переотражение от стен и предметов)
 - Расстояние до микрофона (ближний/дальний)
 - Конкурирующая речь (неформальная беседа, совещание и т.д.)

Факторы искажения речи и способы борьбы с ними

Два основных направления

- Снижение вариативности в данных перед обработкой (адаптивное обучение)
 - VTLN
 - Шумоподавление/шумоочистка
 - Дереверберация
 - Снижение зависимости от канала
 - Робастные акустические признаки

Факторы искажения речи и способы борьбы с ними

Два основных направления

- Снижение вариативности в данных перед обработкой (адаптивное обучение)
 - VTLN
 - Шумоподавление/шумоочистка
 - Дереверберация
 - Снижение зависимости от канала
 - Робастные акустические признаки
- Повышение вариативности в обучающих данных
 - Набор/запись различных акустических баз (стиль речи, пол, возраст социальное положение, акценты)
 - Multi-Condition Training
 - Активная data augmentation

Шумоподавление/шумоочистка

- Подходы на основе методов обработки сигналов (DSP)
 - Оценка параметров шума и фильтрация (Винера, Калмана)
 - Вейвлетная обработка

Шумоподавление/шумоочистка

- Подходы на основе методов обработки сигналов (DSP)
 - Оценка параметров шума и фильтрация (Винера, Калмана)
 - Вейвлетная обработка
- Подходы на основе использования модели искажения речи
 - Модель искажения речи: x(t) = s(t) * h + n(t). Более простая модель x(t) = s(t) + n(t)
 - Оценка шума и «спектральное вычитание»
 - Метод разложения в векторный ряд Тейлора (Vector Tailor Series) для компенсации искажений признаков

Шумоподавление/шумоочистка

- Подходы на основе методов обработки сигналов (DSP)
 - Оценка параметров шума и фильтрация (Винера, Калмана)
 - Вейвлетная обработка
- Подходы на основе использования модели искажения речи
 - Модель искажения речи: x(t) = s(t) * h + n(t). Более простая модель x(t) = s(t) + n(t)
 - Оценка шума и «спектральное вычитание»
 - Метод разложения в векторный ряд Тейлора (Vector Tailor Series) для компенсации искажений признаков
- Подходы на основе неотрицательной матричной факторизации (NMF)
 - Предполагается, что чистую речь можно представить как линейную комбинацию базовых «примитивов»
 - Словарь примитивов обучается по большим объемам чистой речи
 - На зашумленной речи оцениваются коэффициенты разложения, и речь «восстанавливается» из примитивов

Шумоподавление/шумоочистка/разделение источников

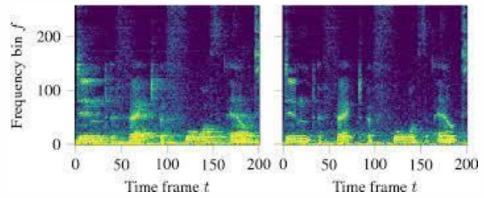
- Подходы на основе машинного обучения
 - Генерация зашумленных данных из чистых и обучение нейросети для удаления шума (DNN, BLSTM, CNN)
 - Шумоподавляющие автоэнкодеры
 - Глубокие генеративные модели (VAE и GAN)
 - Нейронные модели для Speech Separation (например, Deep Clustering)

Шумоподавление/шумоочистка/разделение источников

- Подходы на основе машинного обучения
 - Генерация зашумленных данных из чистых и обучение нейросети для удаления шума (DNN, BLSTM, CNN)
 - Шумоподавляющие автоэнкодеры
 - Глубокие генеративные модели (VAE и GAN)
 - Нейронные модели для Speech Separation (например, Deep Clustering)
- Многомикрофонное распознавание речи
 - Массивы микрофонов работают, как антенна
 - Простейший аналог бинауральный слух
 - С помощью «формирования луча» (beamforming) речь с определенного направления усиливается, а с прочих направлений подавляется
 - Выбор направления на целевой источник (Direction of Arrival, DoA) отдельная сложная задача, но есть подходы, свободные от этого

Дереверберация

• Сложность в том, что переотраженный звук коррелирует с прямым



- WPE (Weighted prediction error)-дереверберация
 - В каждой спектральной полосе делается «линейное предсказание»:

$$x_{t} = \sum_{k=1}^{L} w_{k} x_{t-k} + e_{t} = \sum_{k=1}^{D} w_{k} x_{t-k} + \sum_{k=D+1}^{L} w_{k} x_{t-k} + e_{t} = d_{t} + r_{t}$$

• Лучше работает, когда есть записи с нескольких микрофонов, и спектр предсказывается по всем каналам

Снижение зависимости от канала и стационарного шума

- Cepstral Mean Vormalization (CMN)
 - В отсутствии шума модель сигнала: x(t) = s(t) * h
 - В спектральной (STFT) области: $X(t, \omega) = S(t, \omega)H(\omega)$
 - В лог-спектральной области (и в кепстральной): $\log |X(t,\omega)|^2 = \log |S(t,\omega)|^2 + \log |H(\omega)|^2$
 - Если усреднить по времени, получим: $\overline{\log |X(t,\omega)|^2} = \overline{\log |S(t,\omega)|^2} + \log |H(\omega)|^2$
 - Поэтому, вычитая среднее, мы избавляемся от характеристики канала!

Снижение зависимости от канала и стационарного шума

- Cepstral Mean Vormalization (CMN)
 - В отсутствии шума модель сигнала: x(t) = s(t) * h
 - В спектральной (STFT) области: $X(t, \omega) = S(t, \omega)H(\omega)$
 - В лог-спектральной области (и в кепстральной): $\log |X(t,\omega)|^2 = \log |S(t,\omega)|^2 + \log |H(\omega)|^2$
 - Если усреднить по времени, получим: $\overline{\log |X(t,\omega)|^2} = \overline{\log |S(t,\omega)|^2} + \log |H(\omega)|^2$
 - Поэтому, вычитая среднее, мы избавляемся от характеристики канала!
- Cepstral Mean and Variance Normalization
 - В общем случае присутствует не только канал, но и шум
 - Можно приводить кепстр к нулевому среднему и единичной дисперсии это снижает зависимость от шума и канала.

Снижение зависимости от канала и стационарного шума

- Cepstral Mean Vormalization (CMN)
 - В отсутствии шума модель сигнала: x(t) = s(t) * h
 - В спектральной (STFT) области: $X(t, \omega) = S(t, \omega)H(\omega)$
 - В лог-спектральной области (и в кепстральной): $\log |X(t,\omega)|^2 = \log |S(t,\omega)|^2 + \log |H(\omega)|^2$
 - Если усреднить по времени, получим: $\overline{\log |X(t,\omega)|^2} = \overline{\log |S(t,\omega)|^2} + \log |H(\omega)|^2$
 - Поэтому, вычитая среднее, мы избавляемся от характеристики канала!
- Cepstral Mean and Variance Normalization
 - В общем случае присутствует не только канал, но и шум
 - Можно приводить кепстр к нулевому среднему и единичной дисперсии это снижает зависимость от шума и канала.
- RASTA (RelAtive SpecTrAl)-обработка: подавление слишком медленных и слишком быстрых изменений в лог-спектре/кепстре.

Робастные акустические признаки

- Робастность (robustness) = устойчивость к искажениям входных данных
- Основной подход: на основе теории слухового восприятия (auditory features)
 - Процесс обработки звука имитирует многие механизмы слуховой системы
 - Весьма трудозатратный процесс
 - Наиболее известные признаки: Power-Normalized Cepstral Coefficients (PNCC), Gabor & Gammatone filterbanks

Робастные акустические признаки

- Робастность (robustness) = устойчивость к искажениям входных данных
- Основной подход: на основе теории слухового восприятия (auditory features)
 - Процесс обработки звука имитирует многие механизмы слуховой системы
 - Весьма трудозатратный процесс
 - Наиболее известные признаки: Power-Normalized Cepstral Coefficients (PNCC), Gabor & Gammatone filterbanks
- Альтернативный подход: на основе артикуляции (articulatory features)
 - Для каждой фонемы языка известны ее артикуляционные характеристики
 - Если есть разметка на фонемы, можно обучить классификатор по каждой артикуляционной характеристике

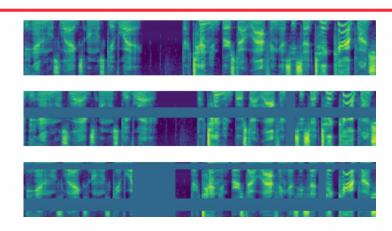
Робастные акустические признаки

- Робастность (robustness) = устойчивость к искажениям входных данных
- Основной подход: на основе теории слухового восприятия (auditory features)
 - Процесс обработки звука имитирует многие механизмы слуховой системы
 - Весьма трудозатратный процесс
 - Наиболее известные признаки: Power-Normalized Cepstral Coefficients (PNCC), Gabor & Gammatone filterbanks
- Альтернативный подход: на основе артикуляции (articulatory features)
 - Для каждой фонемы языка известны ее артикуляционные характеристики
 - Если есть разметка на фонемы, можно обучить классификатор по каждой артикуляционной характеристике
- Еще один подход: модуляционные признаки
 - В спектре присутствуют медленные модуляции, характеризующие слоговую структуру
 - Модуляционный спектр очень устойчив к искажениям



Data augmentation

- Простые подходы:
 - Speed/Tempo/Pitch Perturbation
 - Volume Perturbation
 - SpecAugment (см. картинку)
 - Аугментация кодеками с потерями

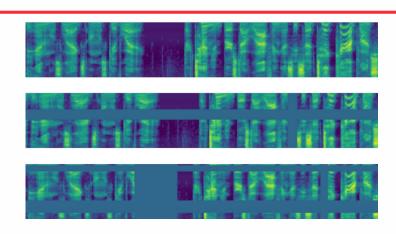


Data augmentation

- Простые подходы:
 - Speed/Tempo/Pitch Perturbation
 - Volume Perturbation
 - SpecAugment (см. картинку)
 - Аугментация кодеками с потерями



- В интернете есть множество различных шумов, шум добавляется к сигналу с заданным SNR
- В интернете есть множество импульсных характеристик различных помещений (Room Impulse Response, RIR)
- RIRы можно генерировать искусственно, задавая размеры помещения и положения источников и микрофона



Data augmentation

• Простые подходы:

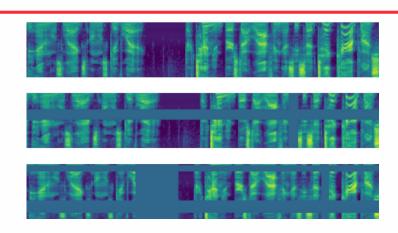
- Speed/Tempo/Pitch Perturbation
- Volume Perturbation
- SpecAugment (см. картинку)
- Аугментация кодеками с потерями

Зашумление и реверберация

- В интернете есть множество различных шумов, шум добавляется к сигналу с заданным SNR
- В интернете есть множество импульсных характеристик различных помещений (Room Impulse Response, RIR)
- RIRы можно генерировать искусственно, задавая размеры помещения и положения источников и микрофона

MixUp и подобные подходы

• Если есть пример x_1 с one-hot меткой y_1 и пример x_2 с one-hot меткой y_2 , выберем число $0 \le \alpha \le 1$ и добавим к обучающим данным пример $\alpha x_1 + (1-\alpha)x_2$ с меткой $\alpha y_1 + (1-\alpha)y_2$



Data augmentation

- Многократно увеличивает объемы обучающих данных
- Возрастает время обучения
- Для новых типов искажений приходится дополнять выборку и переучиваться

Data augmentation

- Многократно увеличивает объемы обучающих данных
- Возрастает время обучения
- Для новых типов искажений приходится дополнять выборку и переучиваться
- Онлайн подход:
 - Задаем набор шумов и RIR-ов
 - На каждой эпохе проводим data augmentation «на лету» выбирая шумы, RIR и SNR-ы случайно из некоторого распределения
 - Также на лету можно проводить SP, VP, SpecAugment и MixUp
 - На каждой эпохе модель видит различные типы искажений, но суммарный объем данных на эпоху НЕ РАСТЕТ!
 - Можно регулировать степень искажений и, например, увеличивать ее в ходе обучения (annealing)

Спасибо за внимание!

Вопросы?