信号処理特論/音楽音声信号処理特論 2024 ゲスト講演

音声合成・変換

システム情報学専攻 猿渡・齋藤研究室 講師
齋藤 佑樹

講義予定

04/09: 第01回 統計的音声音響信号処理概論
04/16: 第02回 非負値行列因子分解
04/23: 第03回 ブラインド音源分離 その1
04/30: 第04回 ブラインド音源分離 その2
05/14: 第05回 エンハンスメント・高次統計量とその応用
05/21: 第06回 【レポート課題1】
05/28: 第07回 多チャネル音響信号処理
06/04: 第08回 音楽情報処理
06/11: 第09回 環境音合成・認識
06/18: 第10回 音声合成・変換 ← 本日
06/25: 第11回 【レポート課題2】(講義は無し)

後半の講義に関するレポート課題

後半 (第07 ~ 10回) の講義に関連する国際会議論文を3編選び,
それぞれの概要を各論文につきスライド3枚程度にまとめよ.

トピック: 多チャネル音響信号処理, 音楽情報処理,
環境音合成・認識, 音声合成・変換

対象国際会議論文: 過去5年以内の音声音響信号処理分野のトップカンファレンス (ICASSP, INTERSPEECHなど) で発表されたもの

提出は PDF 形式とする. 表紙には以下の情報を記載せよ.

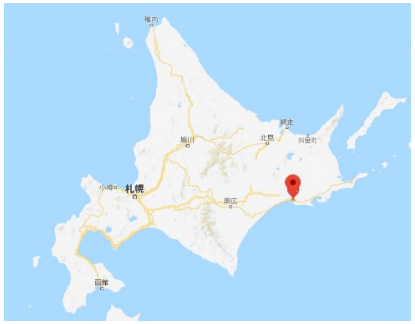
タイトル (信号処理特論/音楽音声信号処理特論レポート),
専攻名, 学年, 学生証番号

提出期限は「7月2日まで」とする. UTOL にて回収する.

自己紹介

名前: 齋藤 佑樹 (SAITO Yuki)　𝕏 @ysato_human

🤦‍♀️ **斎**藤, 斉藤, 齊藤



略歴

2016/03: 釧路工業高等専門学校 専攻科 修了 (学士)
2018/03: 東大院 情報理工 創造情報学専攻 修了 (修士)
2021/03: 東大院 情報理工 システム情報学専攻 修了 (博士)
2021/04 ~ 2022/03: システム情報学専攻 猿渡・小山研 特任助教
2022/04 ~ 2023/03: 創造情報学専攻 猿渡研 特任助教
2023/04 ~ 2024/03: システム情報学専攻 猿渡・高道研 助教
2024/04 ~ 現在: システム情報学専攻 猿渡・齋藤研 講師

研究分野

機械学習 x テキスト音声合成・変換 **(統計的音声合成)**

本講演の概要・目次

概要

統計的音声合成の基礎から, 深層学習に基づく最先端技術までを学ぶ.

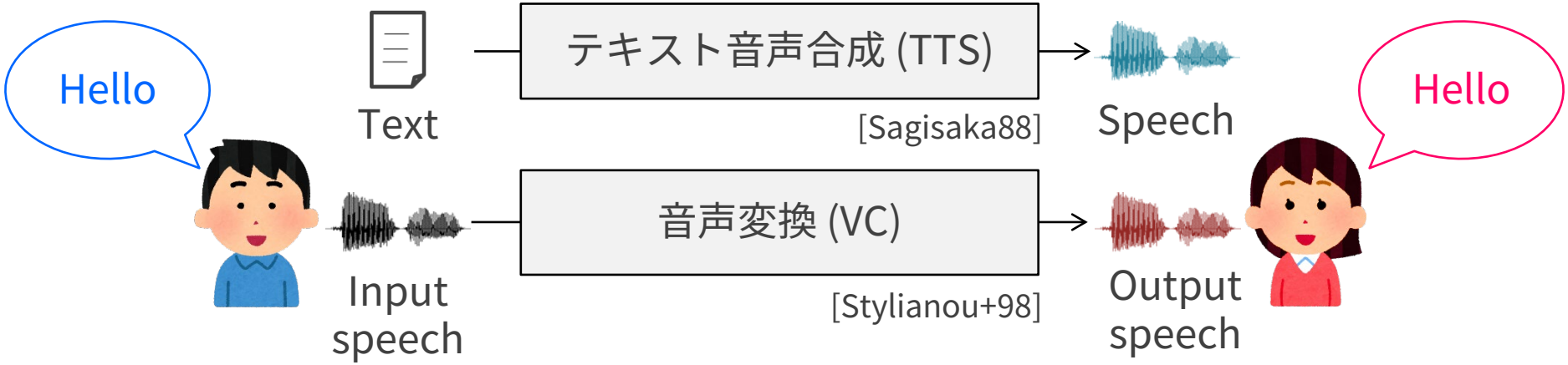
DNN 音声合成

目次

統計的音声合成とは?

音声合成 (speech synthesis)

コンピュータで人間の音声を人工的に合成・変換・加工する技術



統計的音声合成 (statistical speech synthesis) [Zen+09]

入力 → 音声 の対応関係を機械学習モデルで表現

HMM-TTS [Tokuda+13], GMM-VC [Toda+07], **DNN-TTS/VC** [Zen+13][Desai+09]

本講演のトピック: DNN ベースの統計的音声合成 (**DNN 音声合成**)

DNN 以前の手法 → 計数工学科B4 応用音響学で説明予定 (資料も後日公開)

統計的音声合成研究の難しさ

統計的音声合成 = 一対多マッピングの学習

人間の発声は, 確率的にゆらぐ (その日の体調や気分など)

→ **条件付き確率モデルからのサンプリング**として解釈可能

得られた合成音声 (学習されたモデル) の評価

本質的に, 何かを作るタスクにおいて「正解」は存在しない!

c.f., 音声認識の目標 = 音声の発話内容を正確に認識すること

音声合成の究極の目標は?

ありとあらゆる音声を, 人間が望む品質で生成すること

評価基準: 音声の自然性, 話者の再現精度, etc...

なぜ音声合成を研究するのか?

人間に { 従う, 准ずる } AI を実現するため

人間との通信手段としての音声
従うか, 准ずるかは文化や目的に依存

人間の能力を { 複製, 拡張 } するため

音声言語は人間と環境に依存
この依存を計算機で制御可能にするため

人間をより深く理解するため

音声: 人体から生成される意思伝達メディア

言語: 人類が形成してきた記号体系

∴ 音声合成は, これらの解明を目的とした生成的アプローチ

なぜ機械学習を使うのか?

比較的少ないパラメータ数で, 音声合成を効率的にモデル化可能

- c.f., 素片接続型音声合成 [Hunt+96]
  - 事前に録音された音声 (の断片) を切り貼りして音声を合成
  - 個人のあらゆる音声の録音は非現実的 (プライバシーの問題など)

ドメイン依存/非依存な音声の特徴を学習可能

- e.g., Multi-speaker TTS [Hojo+18][Jia+18][Mitsui+21]
  - 話者に非依存な発音情報と, 話者固有の特徴を同時に学習
  - 学習に用いられた既知話者だけでなく,
    未知話者の TTS も少量データで実現可能

異なる領域・分野の知見を容易に導入可能

- 音声情報処理の関連領域 (e.g., 音声認識・話者認識) だけでなく,
  自然言語処理, 画像生成などで有効な技術を用いた音声合成が可能に
  - **情報メディアを俯瞰して捉えるスキル**が問われる

最近の音声合成・変換 AI はすごい

音声対話
GPT-4o (2024)

歌声合成
Synthesizer V (2018)

松任谷由実 & AI 荒井由実
Call me back (2022紅白)

リアルタイム音声変換ソフト
Paravo (2024)

本講演の概要・目次

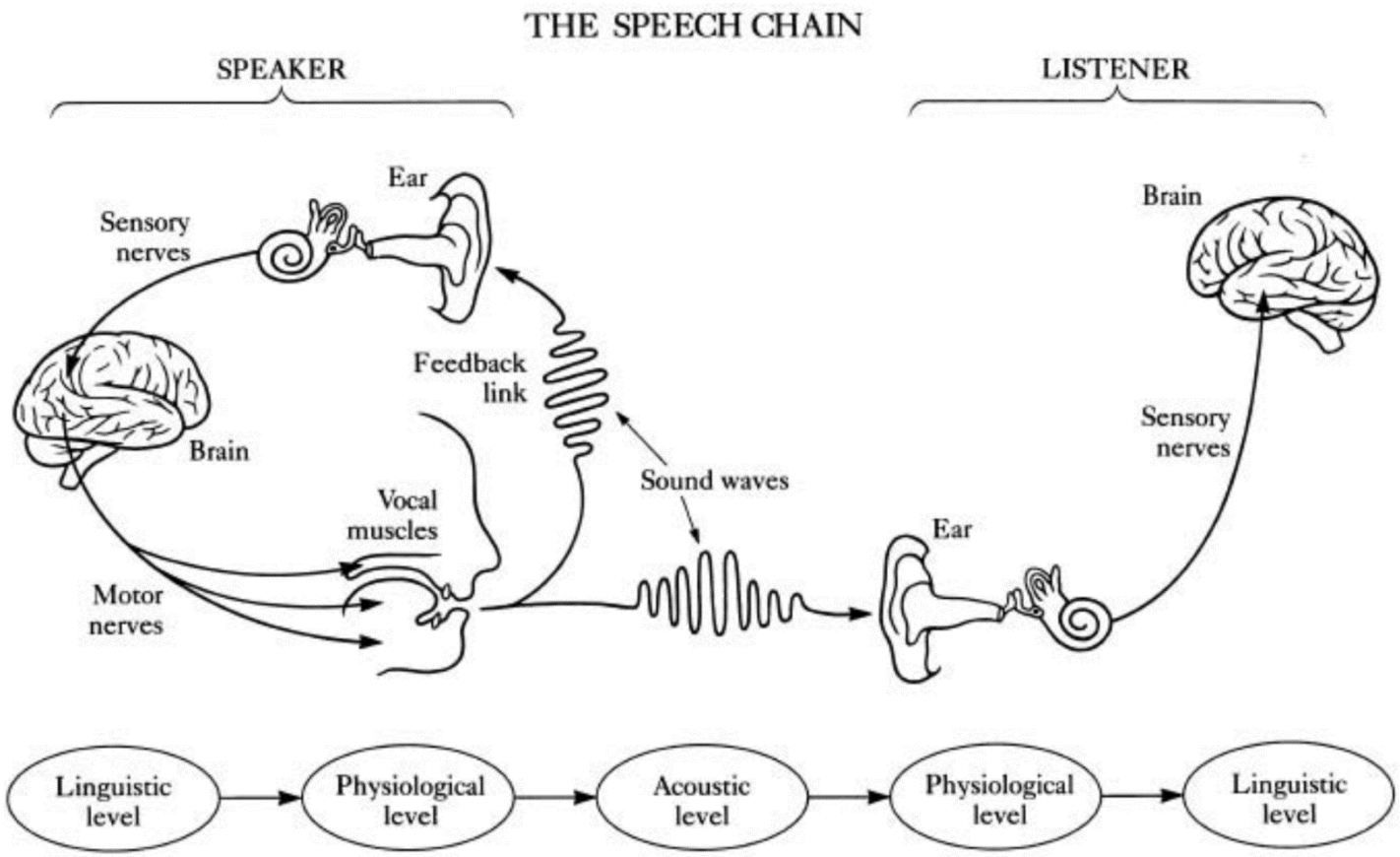
概要

統計的音声合成の基礎から, 深層学習に基づく最先端技術までを学ぶ.

DNN 音声合成

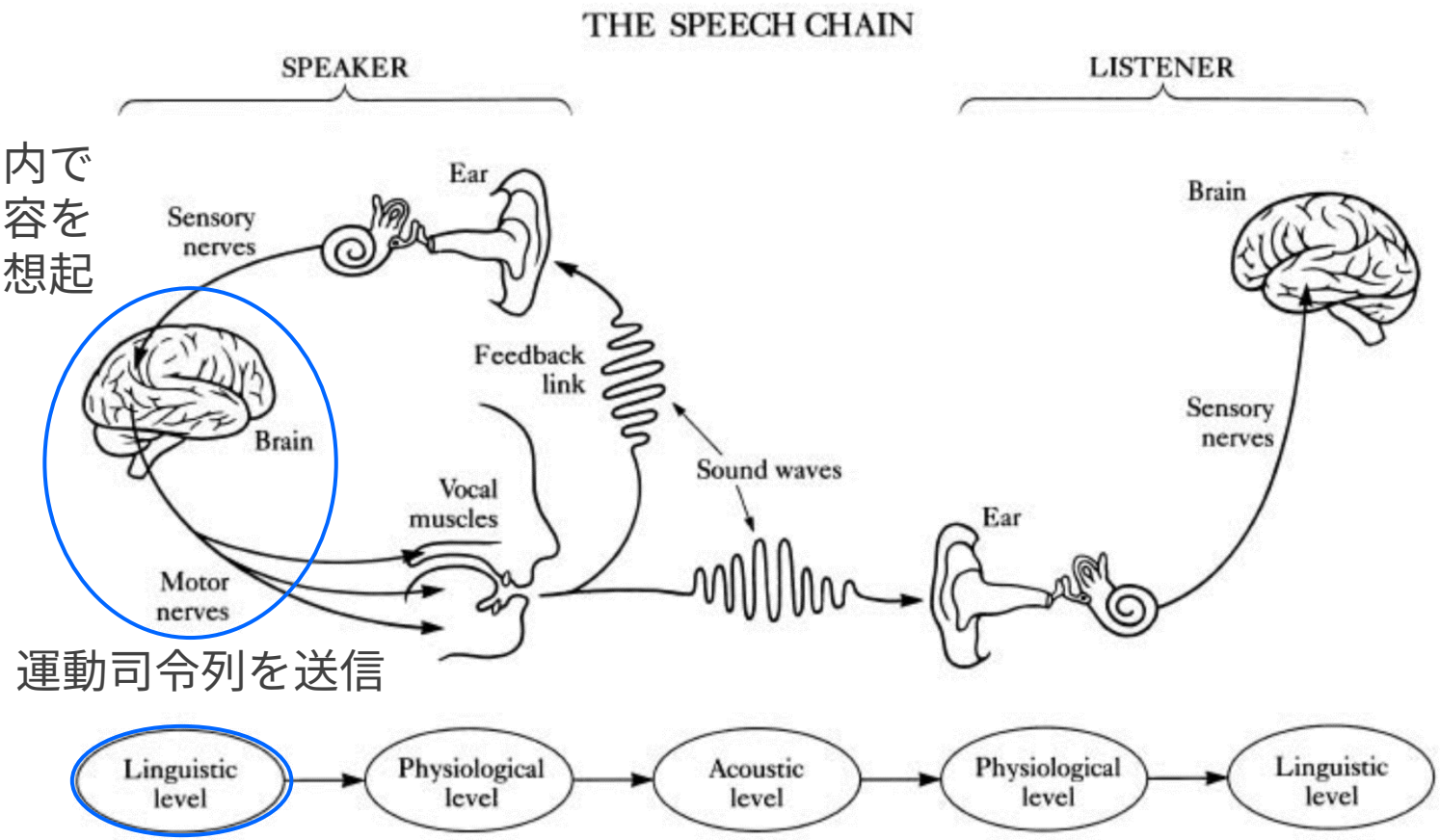
目次

音声コミュニケーションの「ことばの鎖」(Speech Chain) [Denes63]



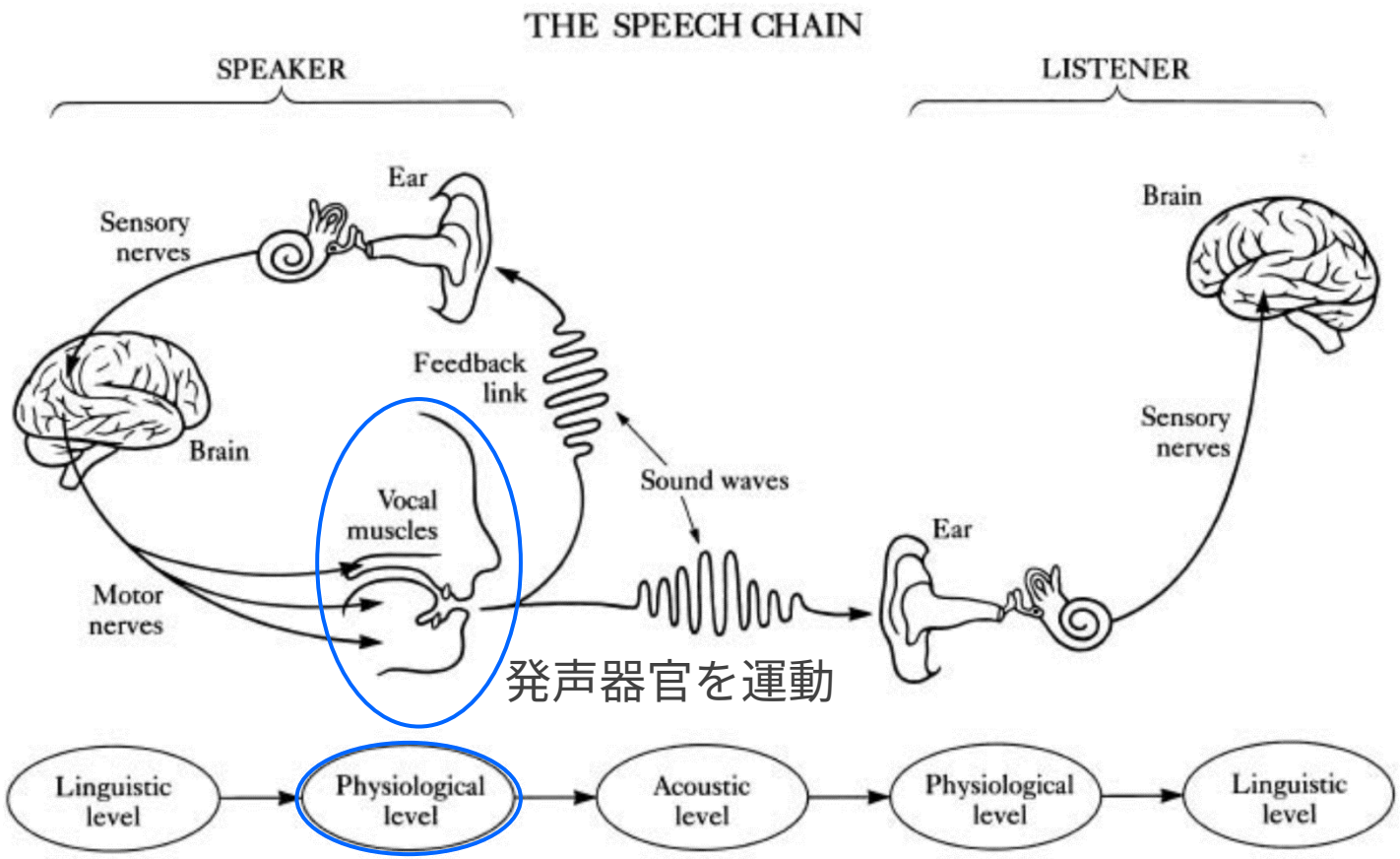
音声コミュニケーションの「ことばの鎖」(Speech Chain) [Denes63]

脳内で
発話内容を
想起

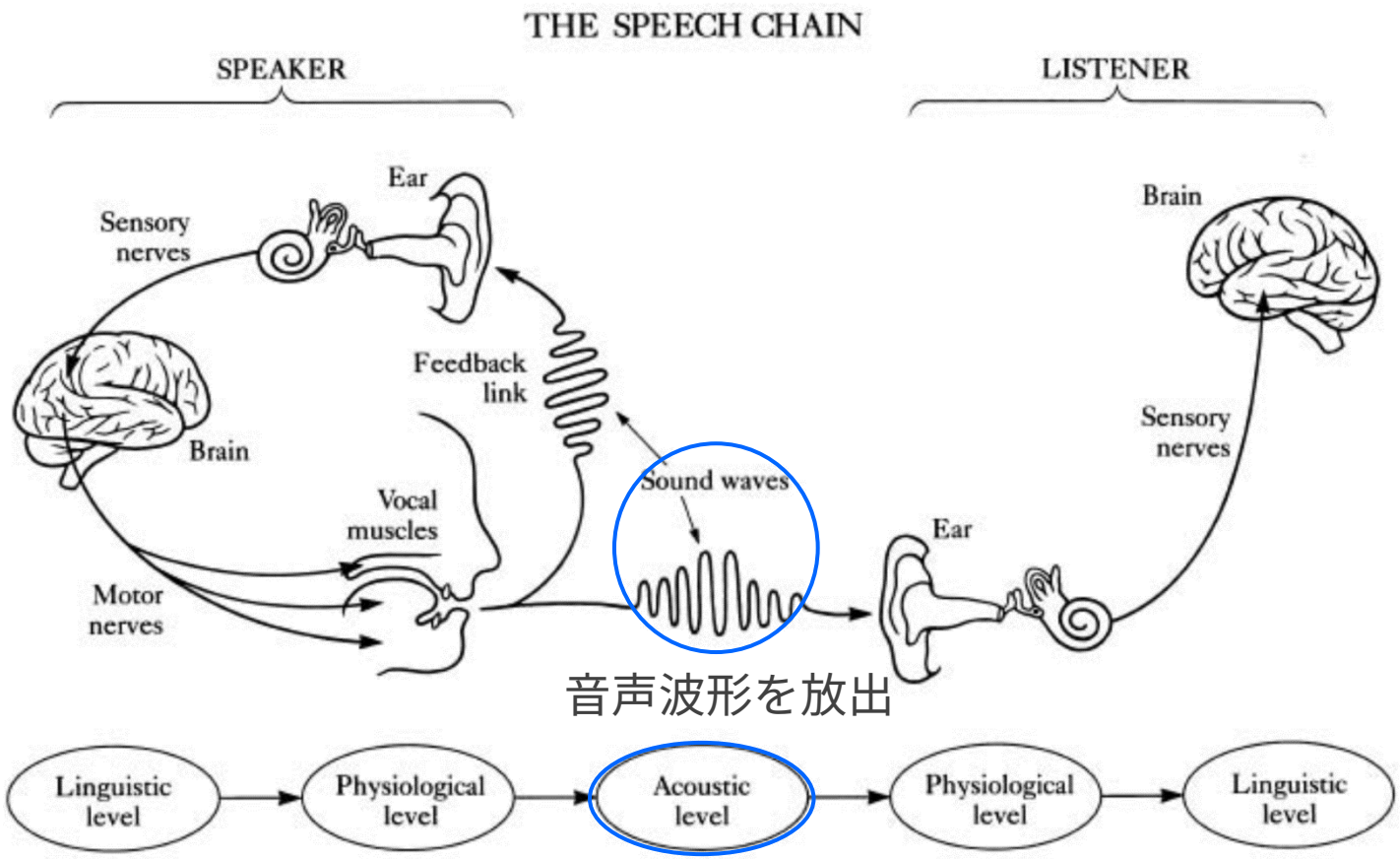


運動司令列を送信

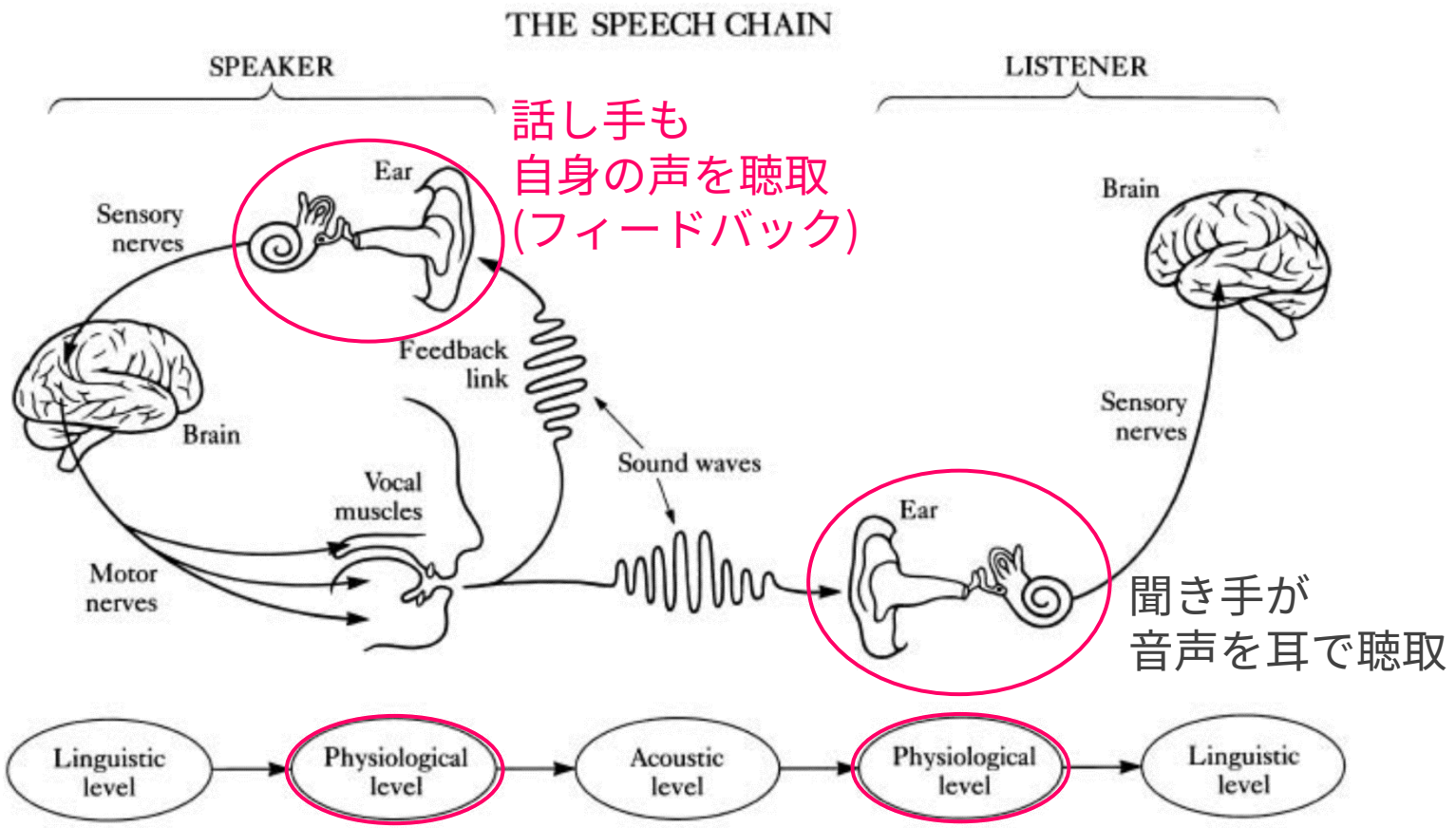
音声コミュニケーションの「ことばの鎖」(Speech Chain) [Denes63]



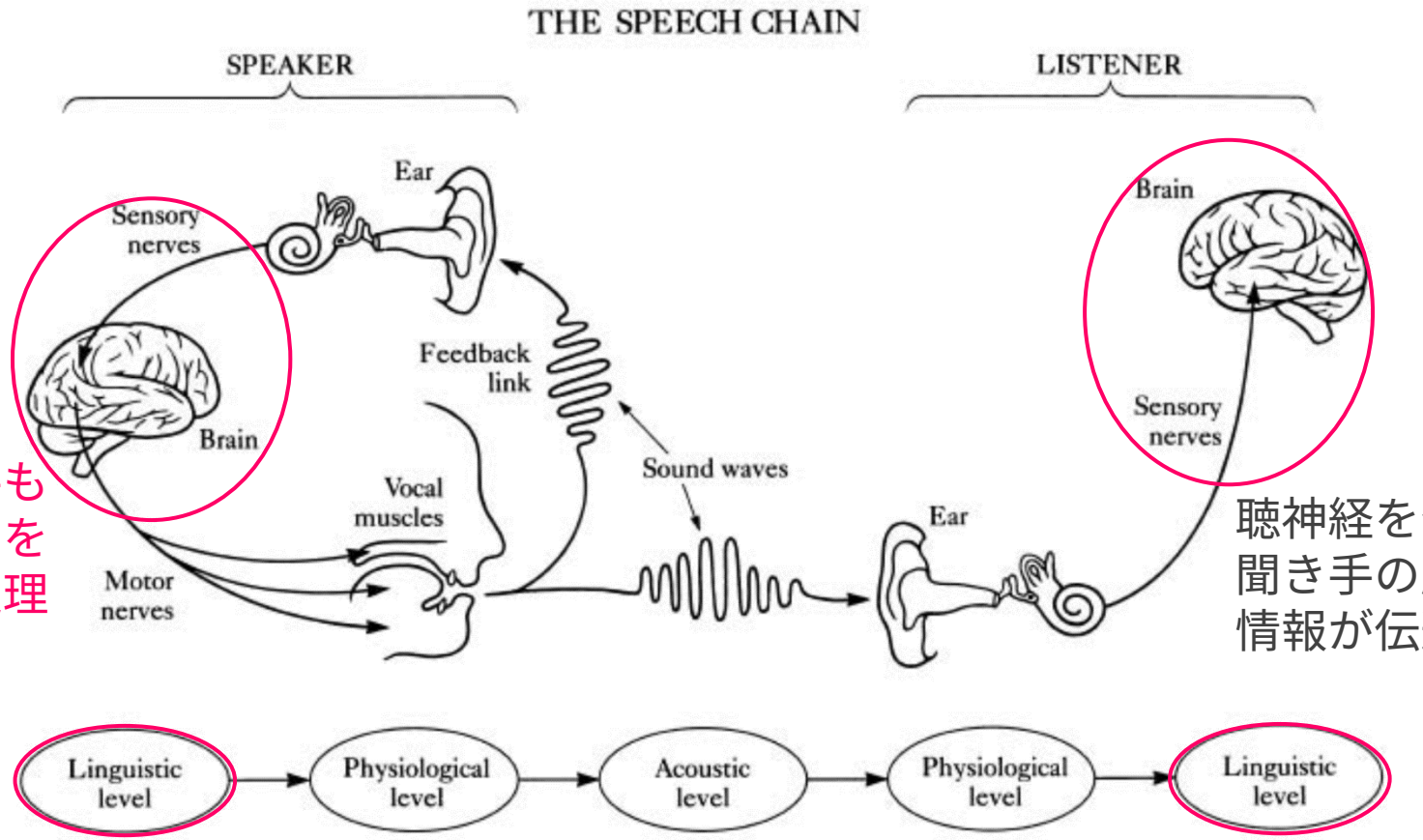
音声コミュニケーションの「ことばの鎖」(Speech Chain) [Denes63]



音声コミュニケーションの「ことばの鎖」(Speech Chain) [Denes63]



音声コミュニケーションの「ことばの鎖」(Speech Chain) [Denes63]

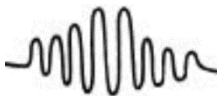


話し手も
自身の声を
脳で処理

聴神経を介して
聞き手の脳に
情報が伝達

人間の音声生成・知覚メカニズム → B4応用音響学の講義資料を参照

音声に含まれる情報の分類 [Fujisaki96]



音声に含まれる情報の分類 [Fujisaki96]

言語 (linguistic) 情報: “何を” 話すか

音声に含まれる情報の分類 [Fujisaki96]

言語 (linguistic) 情報: “何を” 話すか

非言語 (non-linguistic) 情報: “誰が” 話すか

話し手が意図的に制御不可

音声に含まれる情報の分類 [Fujisaki96]

言語 (linguistic) 情報: “何を” 話すか

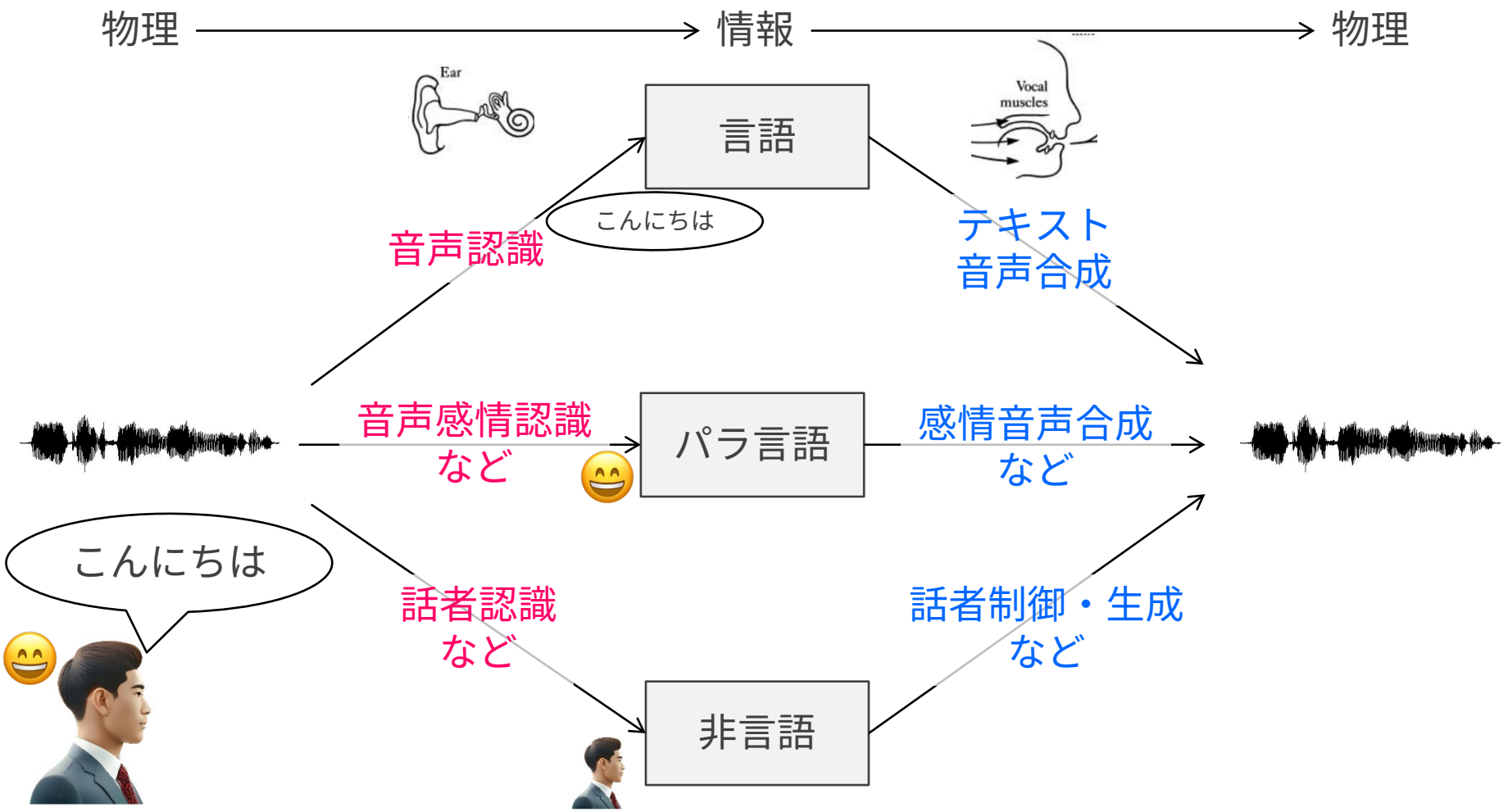
非言語 (non-linguistic) 情報: “誰が” 話すか

話し手が意図的に制御不可

パラ言語 (para-linguistic) 情報: “いつ・どのように” 話すか

話し手が意図的に制御可能

音声のもつ情報 & それを扱う主な技術



音声の認識と合成は対比される技術: **前者は抽象化**, **後者は具現化**

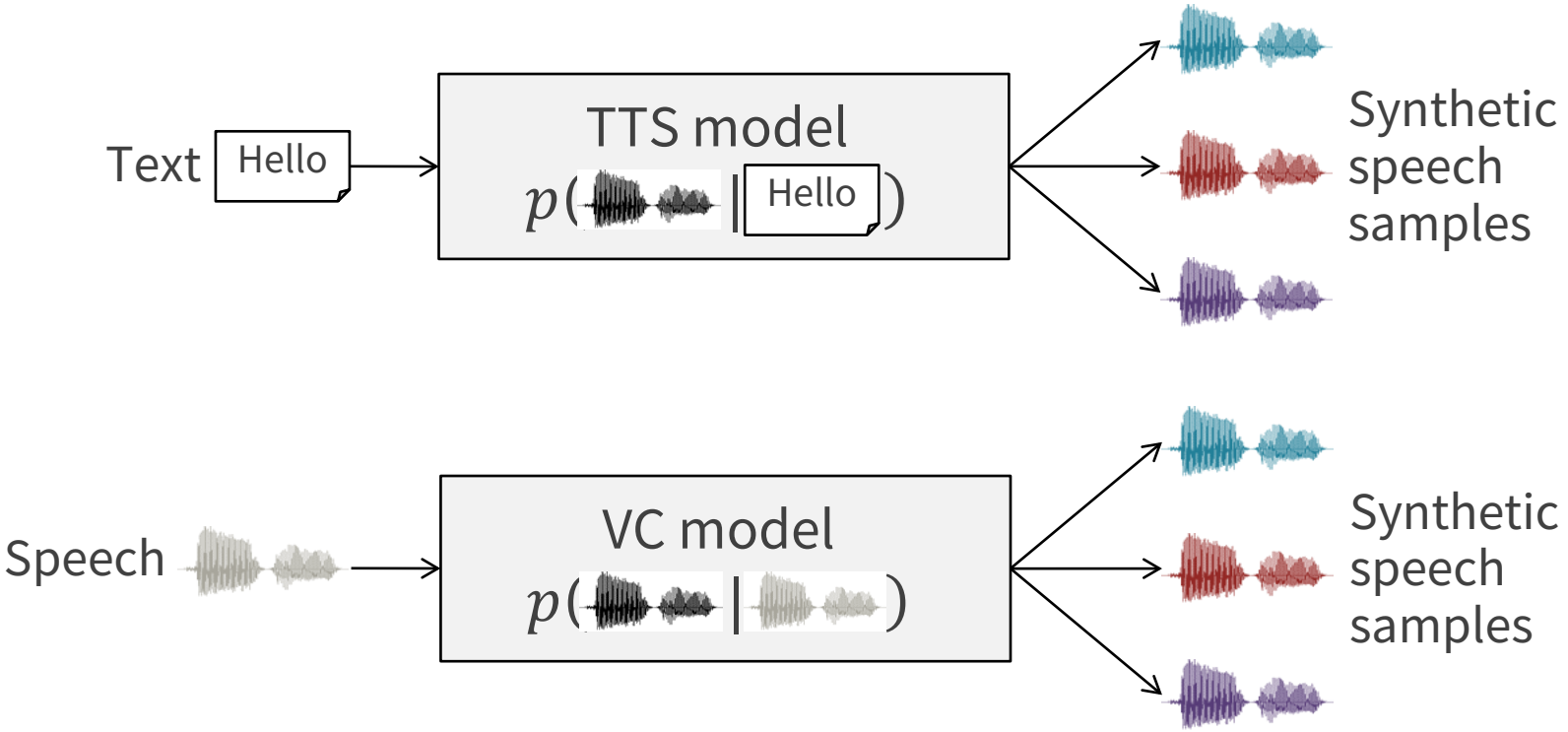
(音声認識・話者認識の詳細 → B4応用音響学の講義資料を参照)

統計的 TTS / VC

基本的な枠組み: 音声の条件付き確率のモデル化

「何かを入力して音声を作る」システムをデータ駆動で構築

TTS / VC の違いは入力のみ → 両者で知見を共有可能



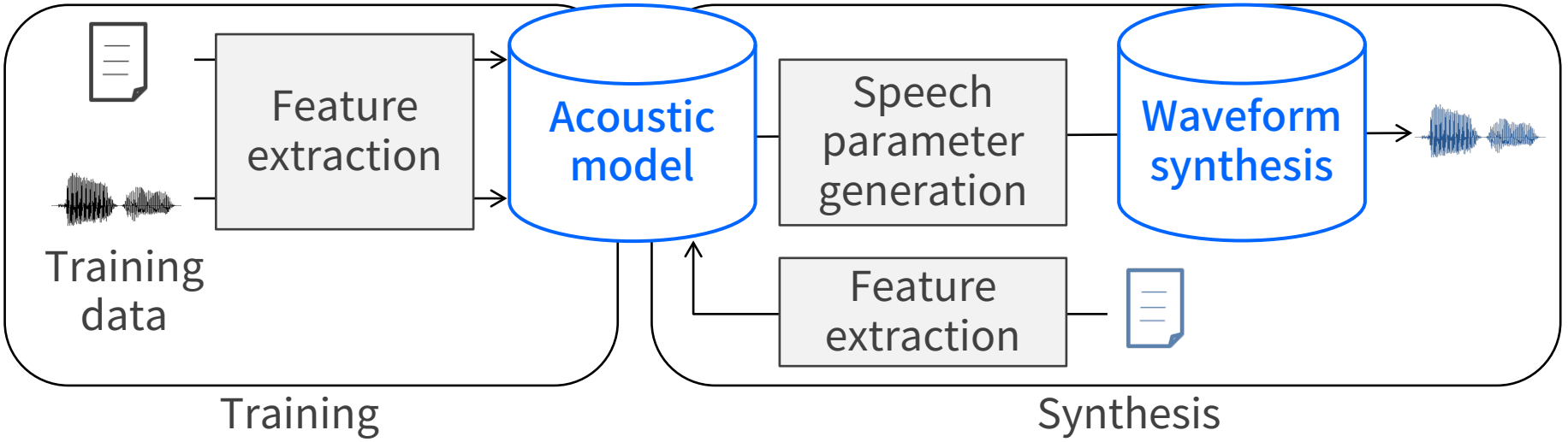
統計的 TTS の基本的な枠組み

学習時

1. 学習データ (テキスト/音声波形) から特徴量を抽出
2. テキスト特徴量から音声特徴量を生成する音響モデルを学習

生成時

1. 任意のテキストからテキスト特徴量を抽出
2. 学習後の音響モデルを用いて合成音声特徴量を生成
3. 合成音声特徴量から合成音声波形を生成



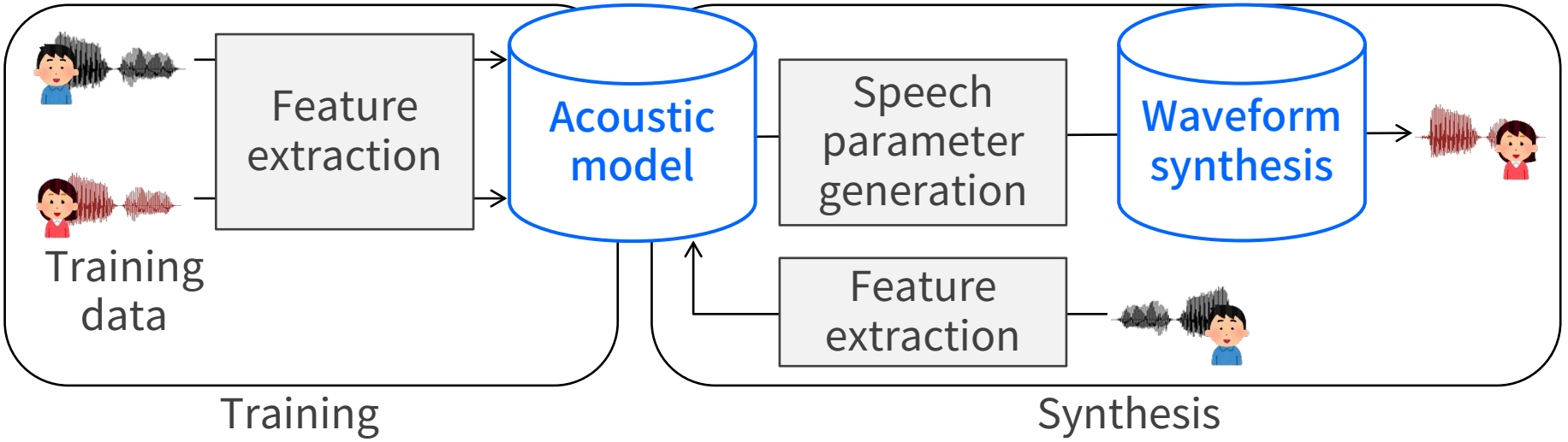
統計的 VC の基本的な枠組み

学習時

1. 学習データ (変換元/変換先話者の音声波形) から特徴量を抽出
2. 変換元話者の音声特徴量を変換する音響モデルを学習

生成時

1. 変換元話者の任意の音声から音声特徴量を抽出
2. 学習後の音響モデルを用いて合成音声特徴量を生成
3. 合成音声特徴量から合成音声波形を生成



統計的音声合成の定式化 (1/3)

Notation (青字が既知, 赤字が未知の情報)

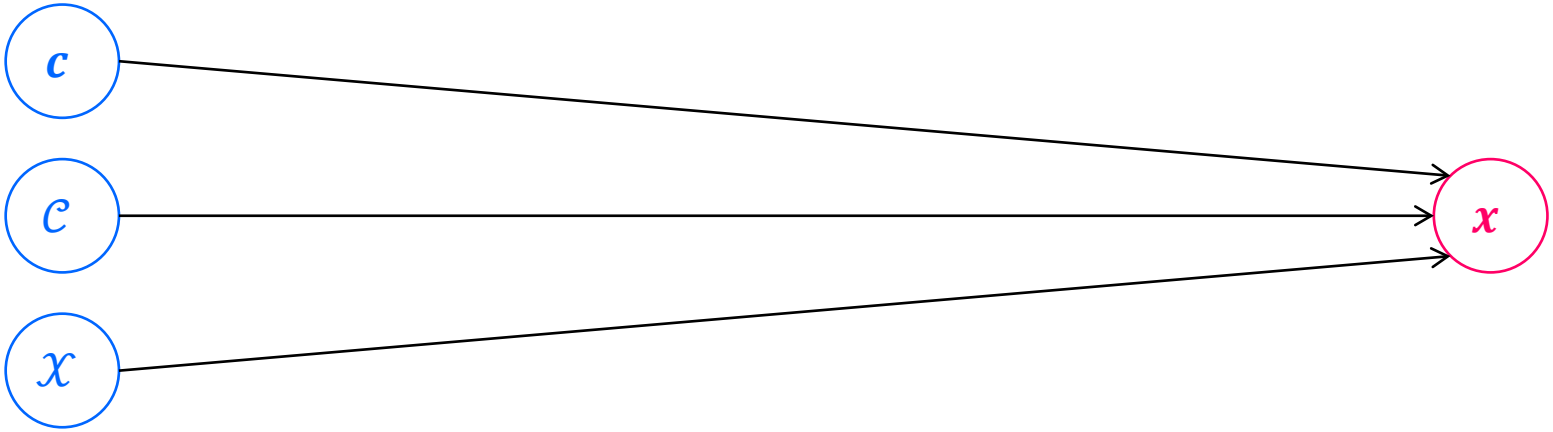
$\mathcal{X}$: 音声の学習データ, $\mathcal{C}$: 入力情報の学習データ

$\mathcal{C}$ の実体 = テキスト for TTS, 変換元話者の音声 for VC

$\boldsymbol{x}$: 合成したい音声, $\boldsymbol{c}$: $\boldsymbol{x}$ を合成するための入力情報

Formulation

学習データ $(\mathcal{X}, \mathcal{C})$ が与えられたもとで,
任意の入力 $\boldsymbol{c}$ から音声 $\boldsymbol{x}$ を生成する**予測分布** $p(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{c}, \mathcal{C}, \mathcal{X})$ を求めたい



統計的音声合成の定式化 (2/3)

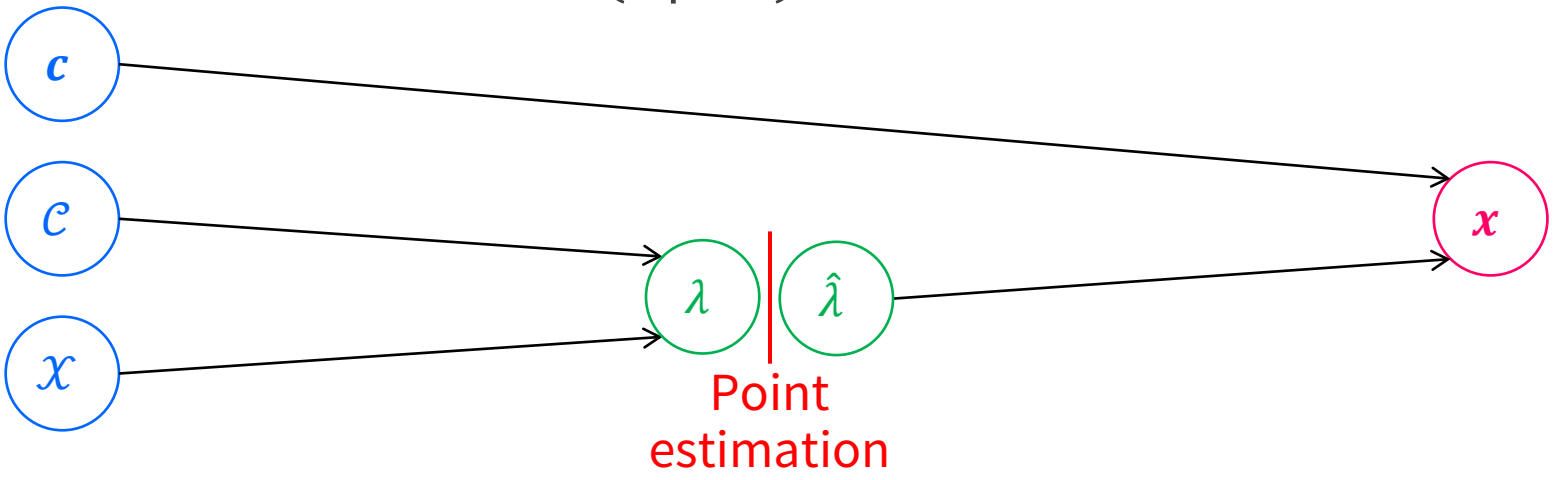
Approximation1: 統計モデル λ の導入

予測分布 $p(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{c}, \mathcal{C}, \mathcal{X})$ を直接求めるのは困難なので,
学習データを用いて $\boldsymbol{c}$ と $\boldsymbol{x}$ の対応関係を表す**統計モデル** λ を学習

$$p(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{c}, \mathcal{C}, \mathcal{X}) = \int p(\lambda|\mathcal{C}, \mathcal{X}) p(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{c}, \lambda) d\lambda$$

$$\hat{\lambda} = \underset{\lambda}{\operatorname{argmax}}\, p(\lambda|\mathcal{C}, \mathcal{X}) \quad \text{(Training)}$$

$$\boldsymbol{x} \sim p\left(\boldsymbol{x}\middle|\boldsymbol{c}, \hat{\lambda}\right) \quad \text{(Synthesis)}$$



統計的音声合成の定式化 (3/3)

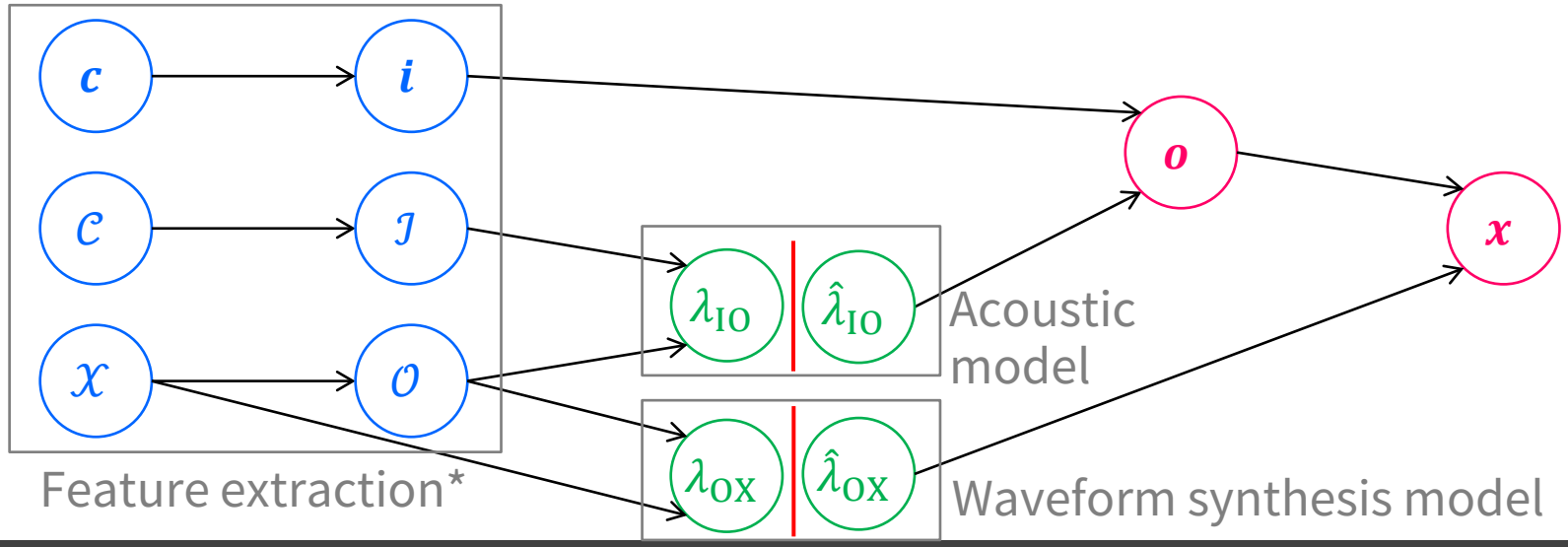
Approximation2: 中間特徴量の導入

$\boldsymbol{c}$ と $\boldsymbol{x}$ の対応関係を直接学習するのは困難なので, $\mathcal{C}$ と $\mathcal{X}$ からそれぞれ**入力特徴量** $\mathcal{I}$ と**音声特徴量** $\mathcal{O}$ を抽出し, 特徴量間の対応関係を学習

$\mathcal{I}$ の実体 = テキスト特徴量 for TTS, 変換元話者の音声特徴量 for VC

$$\hat{\lambda}_{\mathrm{IO}} = \underset{\lambda_{\mathrm{IO}}}{\operatorname{argmax}}\, p(\lambda_{\mathrm{IO}}|\mathcal{I},\mathcal{O}), \hat{\lambda}_{\mathrm{OX}} = \underset{\lambda_{\mathrm{OX}}}{\operatorname{argmax}}\, p(\lambda_{\mathrm{OX}}|\mathcal{O},\mathcal{X}),$$

$$\boldsymbol{o} \sim p\left(\boldsymbol{o}\middle|\boldsymbol{i},\hat{\lambda}_{\mathrm{IO}}\right), \boldsymbol{x} \sim p\left(\boldsymbol{x}\middle|\boldsymbol{o},\hat{\lambda}_{\mathrm{OX}}\right)$$



*特徴量の抽出に統計モデルを用いる場合もあるが, 本講演では省略

統計的音声合成の主要な構成要素

1. 学習データ (音声コーパス) $\mathcal{C}, \mathcal{X}$
2. 特徴量 $\mathcal{I}, \mathcal{O}$
3. 音響モデル λ_{IO}
4. 波形生成モデル λ_{OX}

学習データ (音声コーパス) の用意

音声コーパス: 音声とテキスト書き起こしの集合

- 種々のアノテーションが付随する場合も
  - 音素アラインメント情報: いつ, 何を話しているか
  - 話者ラベル: 誰が話しているか
  - 感情ラベル: どんな感情で話しているか

英語/日本語の主要な音声コーパス

名前	言語	話者数	ドメイン
LJSpeech [Ito+17]	英	1	オーディオブック
LibriTTS [Zen+19]	英	2,456	オーディオブック
VCTK [Veaux+12]	英	110	テキスト読み上げ
JSUT [Sonobe+17]	日	1	テキスト読み上げ
JVS [Takamichi+19]	日	100	テキスト読み上げ

猿渡・齋藤研 w/ 高道先生でこれまでに構築した主要な音声コーパス一覧 → link

テキスト特徴量抽出のためのテキスト解析

テキスト = 言語に依存した文字の系列データ

- e.g.,「私の夢は、年収、5000000000000000＄稼ぐことです。」
- プレーンテキストからの TTS は (日本語だと特に) 困難
  - 文字・読みの多様性 (ひらがな, カタカナ, 漢字, 英数字, 句読点, etc.)
    - 同形異音語が多い (e.g.,「日本」→ にほん/にっぽん)

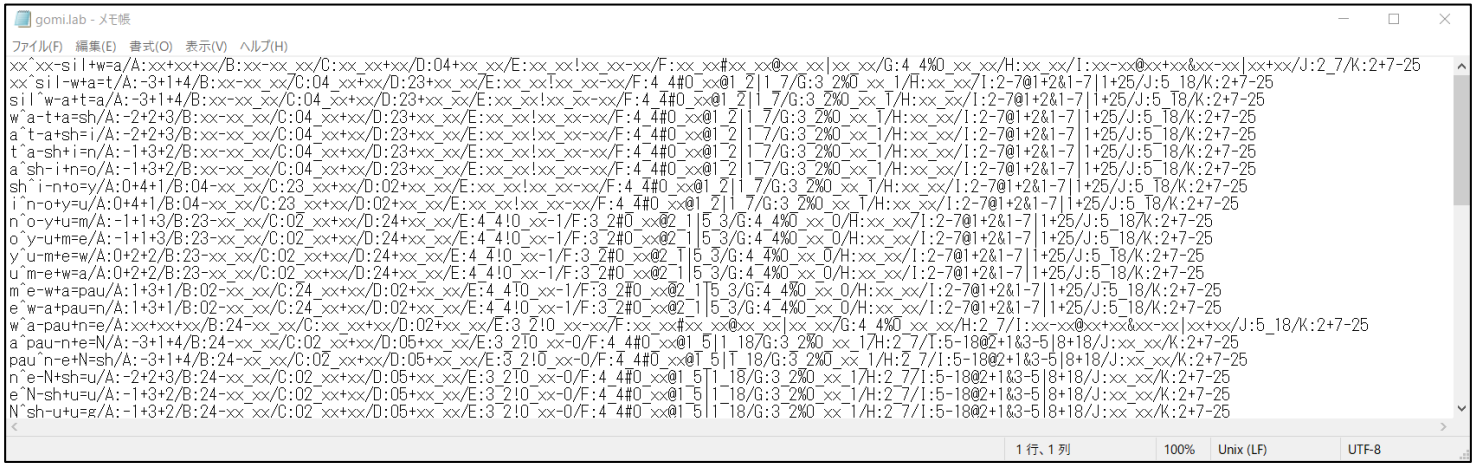
TTS におけるテキスト解析

- テキスト正規化: 読みやアクセントを推定しやすくする
  - e.g.,「 5000000000000000＄ 」→「五千兆ドル」
- 形態素解析: 単語への分割 & 品詞・読みを推定する
  - e.g.,「私」... わたし/名詞,「の」... の/助詞,「夢」...ゆめ/名詞
- 音素変換: 読み情報を機械学習で扱いやすい形式に変換する
  - e.g.,「私」... "w a t a sh i",「夢」... "y u m e"
- アクセント推定: テキストのアクセントを推定する
  - e.g.,「私」... わたし,「夢」... ゆめ

TTS で用いられる主なテキスト特徴量

フルコンテキストラベル

音素・アクセントなどの情報をひとまとめにしたラベル*



音素・韻律記号列

フルコンテキストラベルから, 読みとアクセントに関わる情報だけを簡略化して表記

直列型入力 [Kurihara+21]: "^wa[tashino#yu[me]wa..."

並列型入力 [Fujii+22]: "watashinoyumewa..."

"^[_____#_[____]__..."

*厳密には, フルコンテキストラベルに対して質問した結果を数値化したものを特徴量として使用

TTS における音素継続長モデリング

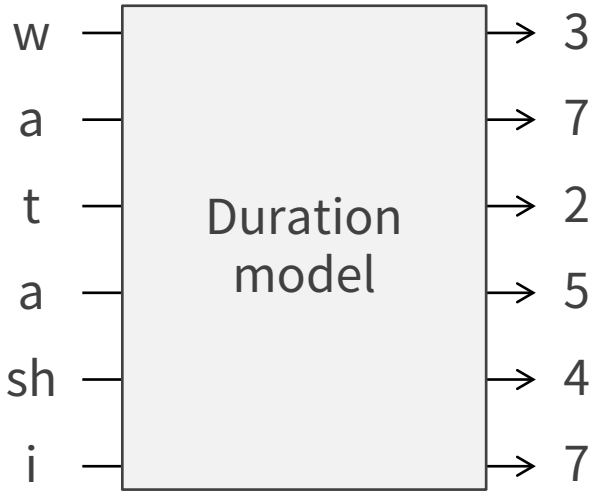
音素継続長: 当該音素がどれだけ連続するか (= 話す速さ・リズム)

プレーンテキストだけでは, 話す速さはわからない

→ 統計モデルによる予測が必要

手法1: 音素アライメント情報を用いた教師あり学習

音素単位のテキスト特徴量から, その継続長 (フレーム数) を予測



手法2: 音素アライメント情報なしの End-to-End 学習

TTS の音響モデルとアライメント情報を同時に学習 (詳細は後述)

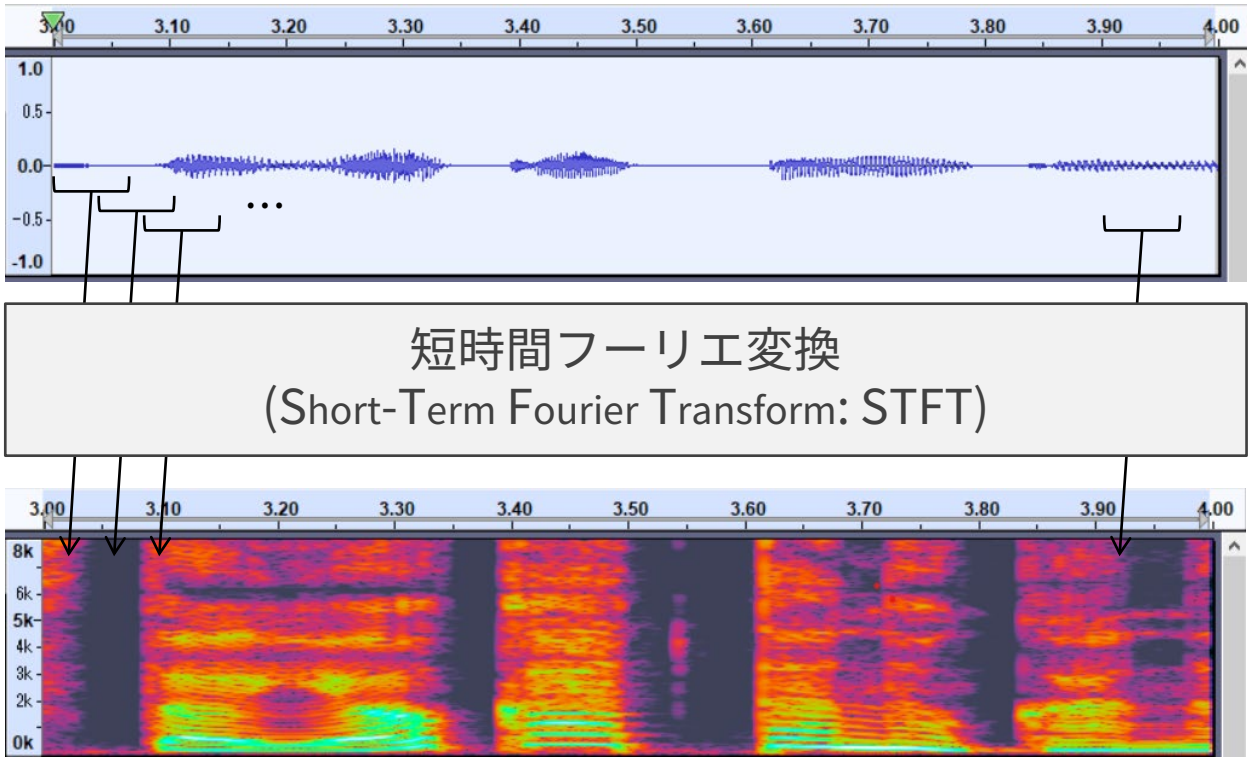
音声信号の時間・周波数表現

音声波形 = 超高密度の時系列データ

サンプリング周波数 16 kHz の音声 → **1秒間に 16,000 サンプル**

短時間フーリエ変換により, 時間・周波数表現へ変換

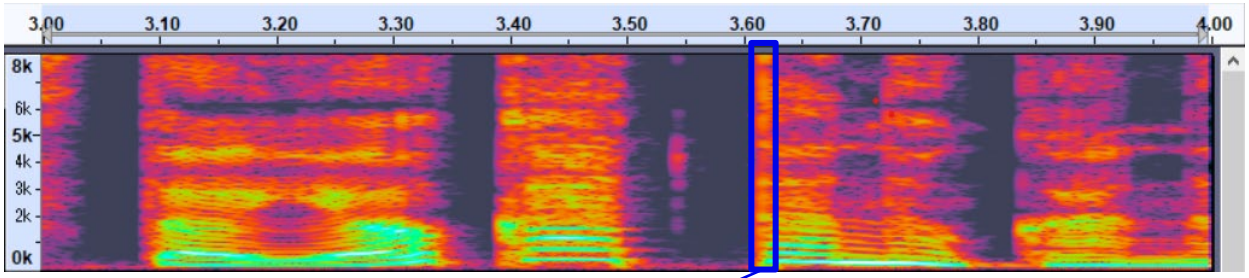
(スペクトログラム)

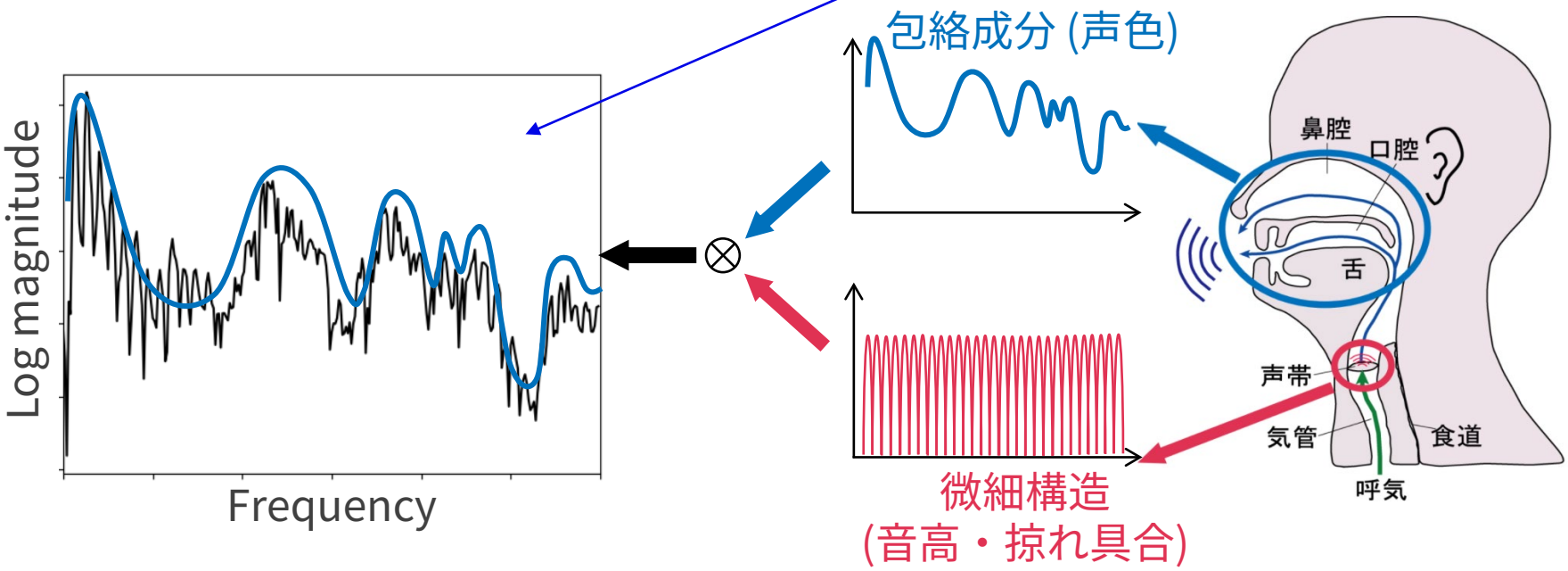


ソース・フィルタモデル: 人間による音声生成過程を近似

人間の音声 = 声帯振動の特性と声道フィルタの特性の畳み込み

前者は周波数領域での微細構造を, 後者は包絡成分を表現



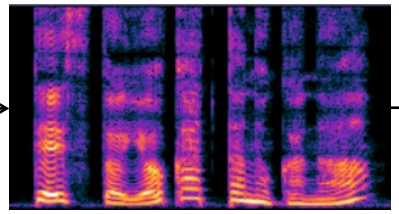


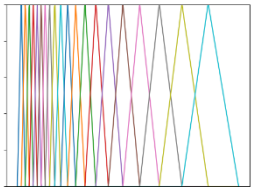
発声メカニズムの図は信号処理特論2022 (高道先生) の講義資料より引用 (link)

TTS/VC で用いられる主な音声特徴量

STFT analysis

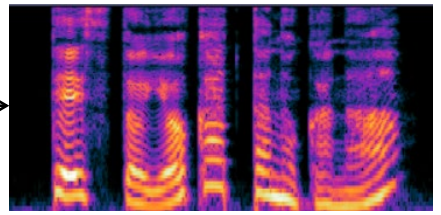
スペクトログラム
(高次元)



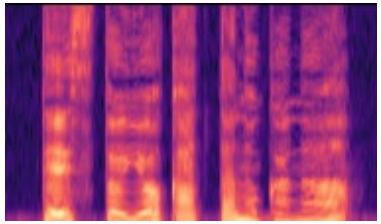


Mel-filter bank

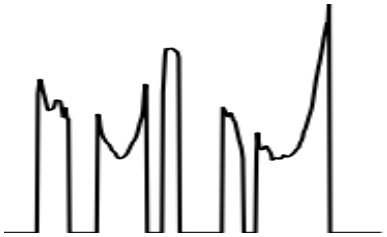
メルスペクトログラム
(低次元)



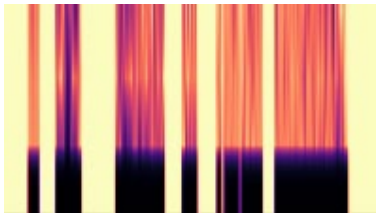
Vocoder analysis
(e.g., WORLD)
[Morise+16]



スペクトル包絡 (声色)



F0 (音高)

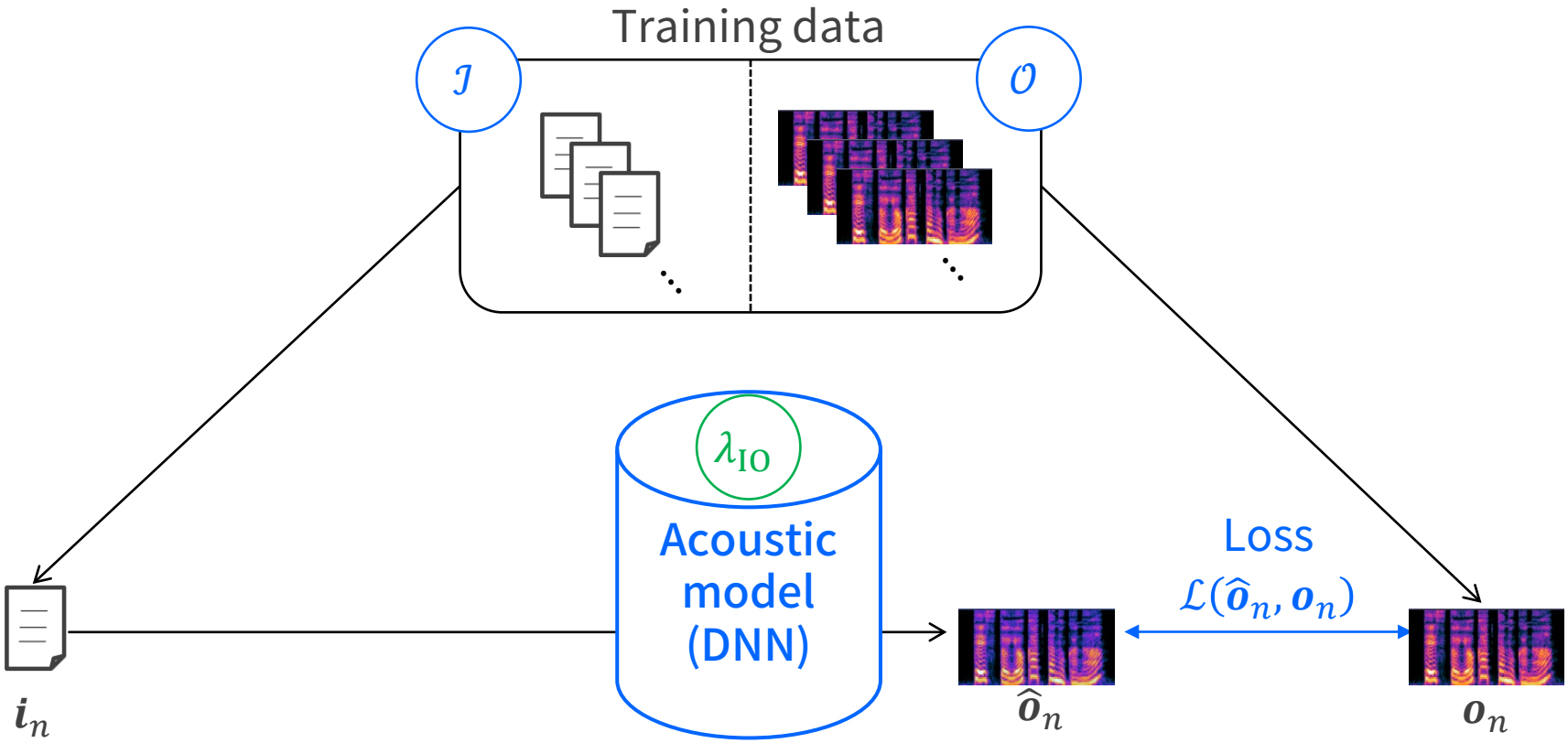


非周期性指標 (掠れ具合)

声帯振動特性と
声道フィルタ特性の
分離

TTS の音響モデル学習

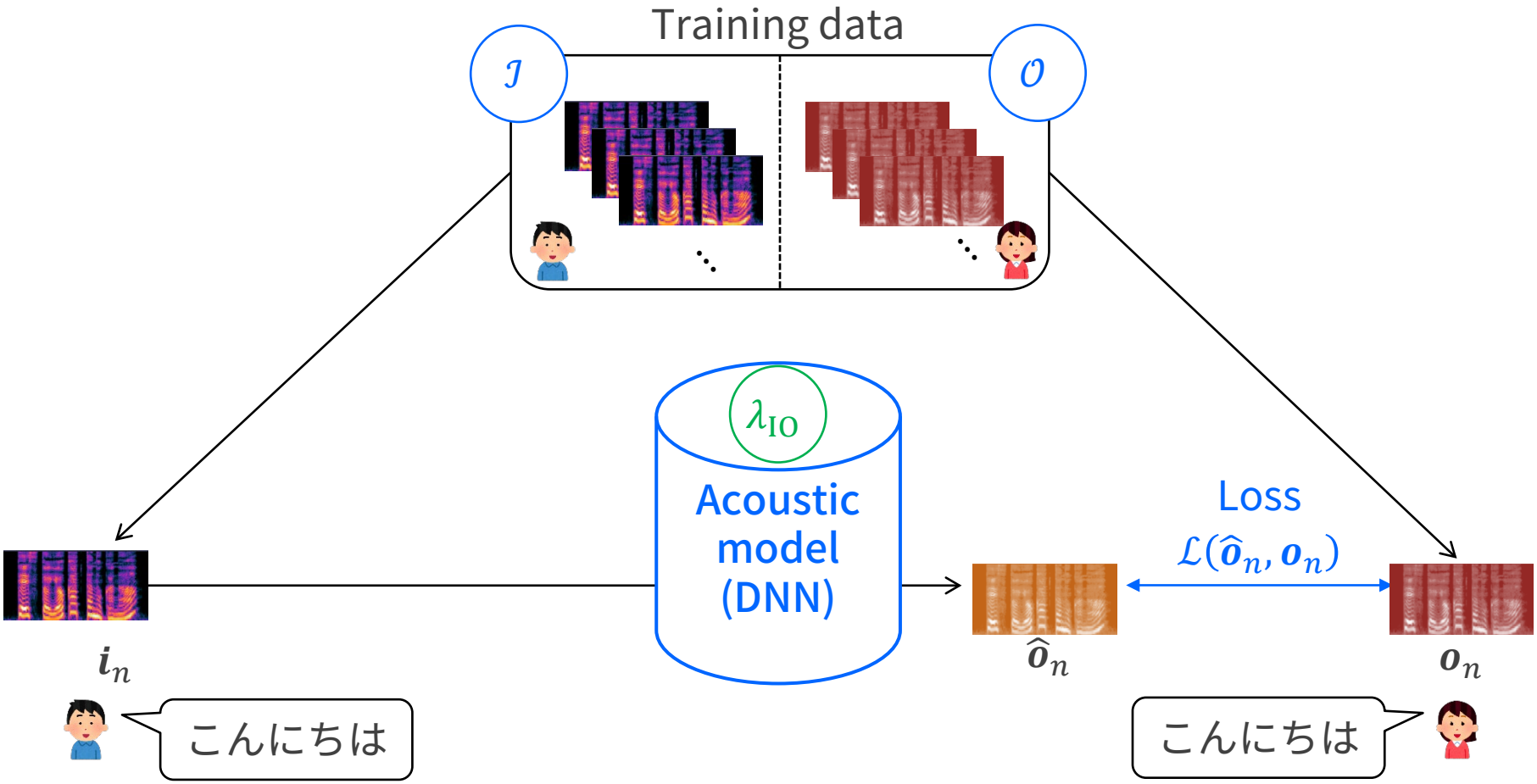
音響モデルの予測結果 $\hat{o}_n$ と学習データ o_n の誤差最小化



VC の音響モデル学習

音響モデルの予測結果 $\hat{o}_n$ と学習データ o_n の誤差最小化

同一発話内容の音声を用いた学習 = **パラレル VC**



So many DNN-based acoustic models so far...

Table 2: A list of acoustic models and their corresponding characteristics. "Ling" stands for linguistic features, "Ch" stands for character, "Ph" stands for phoneme, "MCC" stands for mel-cepstral coefficients [82], "MGC" stands for mel-generalized coefficients [355], "BAP" stands for band aperiodicities [156, 157], "LSP" stands for line spectral pairs [135], "LinS" stands for linear-spectrograms, and "MelS" stands for mel-spectrograms. "NAR*" means the model uses autoregressive structures upon non-autoregressive structures and is not fully parallel.

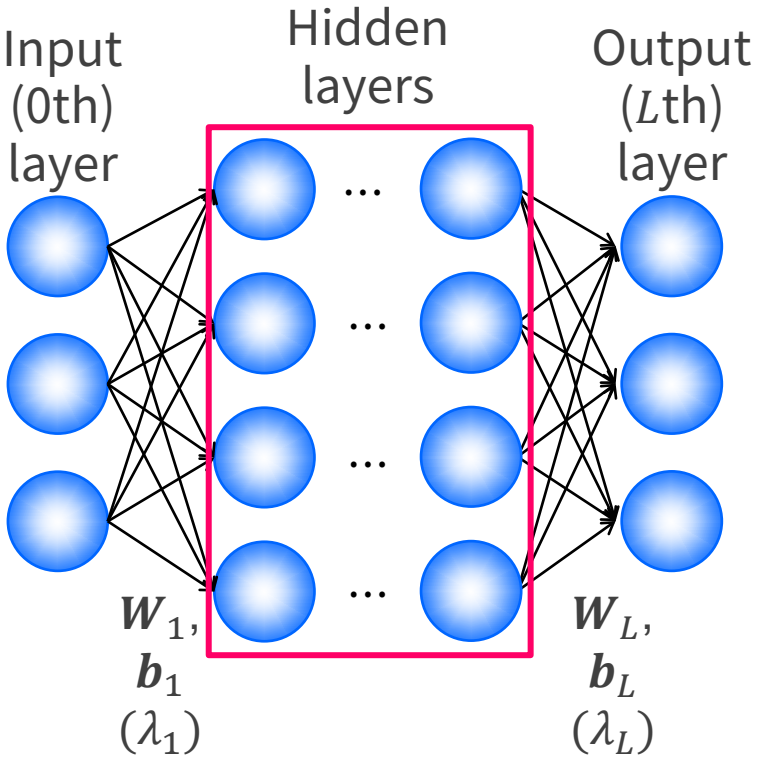
Acoustic Model	Input→Output	AR/NAR	Modeling	Structure
HMM-based [416, 356]	Ling→MCC+F0	/	/	HMM
DNN-based [426]	Ling→MCC+BAP+F0	NAR	/	DNN
LSTM-based [78]	Ling→LSP+F0	AR	/	RNN
EMPHASIS [191]	Ling→LinS+CAP+F0	AR	/	Hybrid
ARST [375]	Ph→LSP+BAP+F0	AR	Seq2Seq	RNN
VoiceLoop [333]	Ph→MGC+BAP+F0	AR	/	hybrid
Tacotron [382]	Ch→LinS	AR	Seq2Seq	Hybrid/RNN
Tacotron 2 [303]	Ch→MelS	AR	Seq2Seq	RNN
DurIAN [418]	Ph→MelS	AR	Seq2Seq	RNN
Non-Att Tacotron [304]	Ph→MelS	AR	/	Hybrid/CNN/RNN
Para. Tacotron 1/2 [74, 75]	Ph→MelS	NAR	/	Hybrid/Self-Att/CNN
MelNet [367]	Ch→MelS	AR	/	RNN
DeepVoice [8]	Ch/Ph→MelS	AR	/	CNN
DeepVoice 2 [87]	Ch/Ph→MelS	AR	/	CNN
DeepVoice 3 [270]	Ch/Ph→MelS	AR	Seq2Seq	CNN
ParaNet [268]	Ph→MelS	NAR	Seq2Seq	CNN
DCTTS [332]	Ch→MelS	AR	Seq2Seq	CNN
SpeedySpeech [361]	Ph→MelS	NAR	/	CNN
TalkNet 1/2 [19, 18]	Ch→MelS	NAR	/	CNN
TransformerTTS [192]	Ph→MelS	AR	Seq2Seq	Self-Att
MultiSpeech [39]	Ph→MelS	AR	Seq2Seq	Self-Att
FastSpeech 1/2 [290, 292]	Ph→MelS	NAR	Seq2Seq	Self-Att
AlignTTS [429]	Ch/Ph→MelS	NAR	Seq2Seq	Self-Att
JDI-T [197]	Ph→MelS	NAR	Seq2Seq	Self-Att
FastPitch [181]	Ph→MelS	NAR	Seq2Seq	Self-Att
AdaSpeech 1/2/3 [40, 403, 404]	Ph→MelS	NAR	Seq2Seq	Self-Att
DenoiSpeech [434]	Ph→MelS	NAR	Seq2Seq	Self-Att
DeviceTTS [126]	Ph→MelS	NAR	/	Hybrid/DNN/RNN
LightSpeech [220]	Ph→MelS	NAR	/	Hybrid/Self-Att/CNN
Flow-TTS [234]	Ch/Ph→MelS	NAR*	Flow	Hybrid/CNN/RNN
Glow-TTS [159]	Ph→MelS	NAR	Flow	Hybrid/Self-Att/CNN
Flowtron [366]	Ph→MelS	AR	Flow	Hybrid/RNN
EfficientTTS [235]	Ch→MelS	NAR	Flow	Hybrid/CNN
GMVAE-Tacotron [119]	Ph→MelS	AR	VAE	Hybrid/RNN
VAE-TTS [443]	Ph→MelS	AR	VAE	Hybrid/RNN
BVAE-TTS [187]	Ph→MelS	NAR	VAE	CNN
GAN exposure [99]	Ph→MelS	AR	GAN	Hybrid/RNN
TTS-Stylization [224]	Ch→MelS	AR	GAN	Hybrid/RNN
Multi-SpectroGAN [186]	Ph→MelS	NAR	GAN	Hybrid/Self-Att/CNN
Diff-TTS [141]	Ph→MelS	NAR*	Diffusion	Hybrid/CNN
Grad-TTS [276]	Ph→MelS	NAR	Diffusion	Hybrid/Self-Att/CNN
PriorGrad [185]	Ph→MelS	NAR	Diffusion	Hybrid/Self-Att/CNN

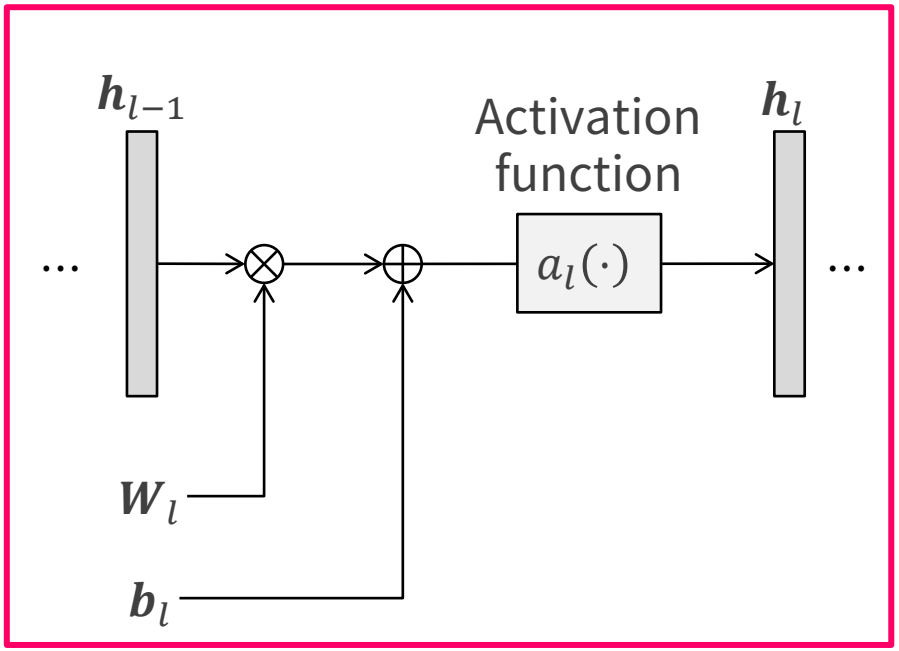
[Tan+21]

Deep Neural Network (DNN)

DNN の基本構造 = 線形変換と非線形写像の繰り返し

時系列モデリングに適した 再帰型 NN や畳み込み NN も用いられる





モデルパラメータ: $\lambda = \{\lambda_1, \cdots, \lambda_L\}$

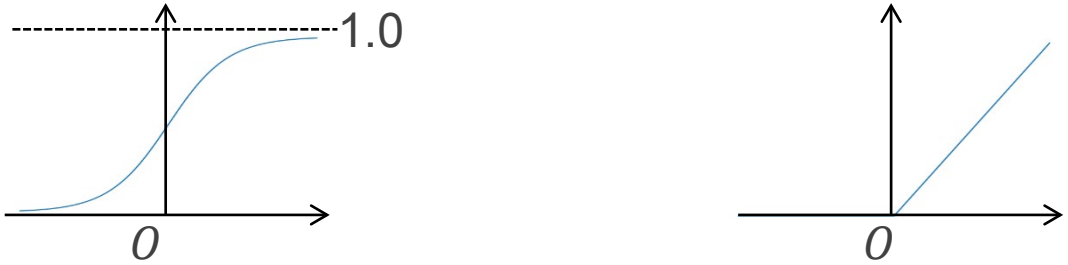
(ネットワークの結合重み・バイアスの集合)

DNN の活性化関数と学習時の誤差関数

活性化関数: 隠れ層・出力層で異なる役割

隠れ層: 非線形変換 (表現力の向上)

Sigmoid: $a(x) = 1/1 + e^{-x}$, ReLU: $a(x) = 0 \text{ if } x < 0, \text{otherwise } x$



出力層: 誤差関数を計算するドメインへの写像

Linear: $a(x) = x$, Softmax: $a(\boldsymbol{x}) = e^{\boldsymbol{x}} / \sum_m e^{x_m}$ (確率ベクトル)

誤差関数: 解きたいタスクに応じて設定

生成タスク

Mean Squared Error (MSE): $\|\hat{\boldsymbol{o}} - \boldsymbol{o}\|_2^2$ or Mean Absolute Error (MAE): $\|\hat{\boldsymbol{o}} - \boldsymbol{o}\|_1^1$

識別タスク

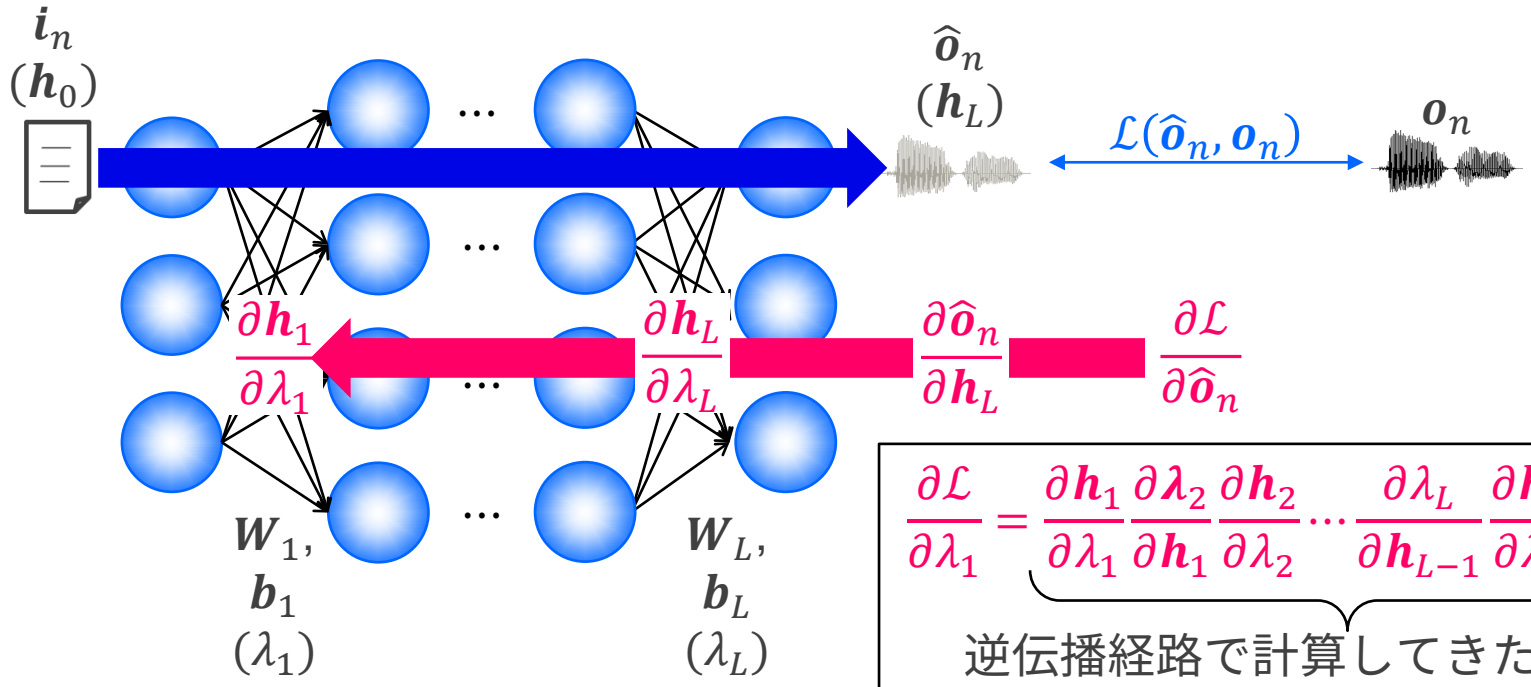
Cross-entropy: $-\sum_c o_c \log \hat{o}_c$ ($\boldsymbol{o}$ はクラスIDを示す one-hot ベクトル)

DNN の学習: 誤差逆伝播法を用いた勾配法による モデルパラメータ更新

順伝播: 入力 $\boldsymbol{i}_n$ から $\hat{\boldsymbol{o}}_n$ を出力し, 誤差関数 $\mathcal{L}(\hat{\boldsymbol{o}}_n, \boldsymbol{o}_n)$ を計算

逆伝播: 連鎖律に基づき, 各モデルパラメータの勾配 $\partial L / \partial \lambda_l$ を計算

→ 活性化関数を含む, 各層での計算が**すべて微分可能**である必要あり

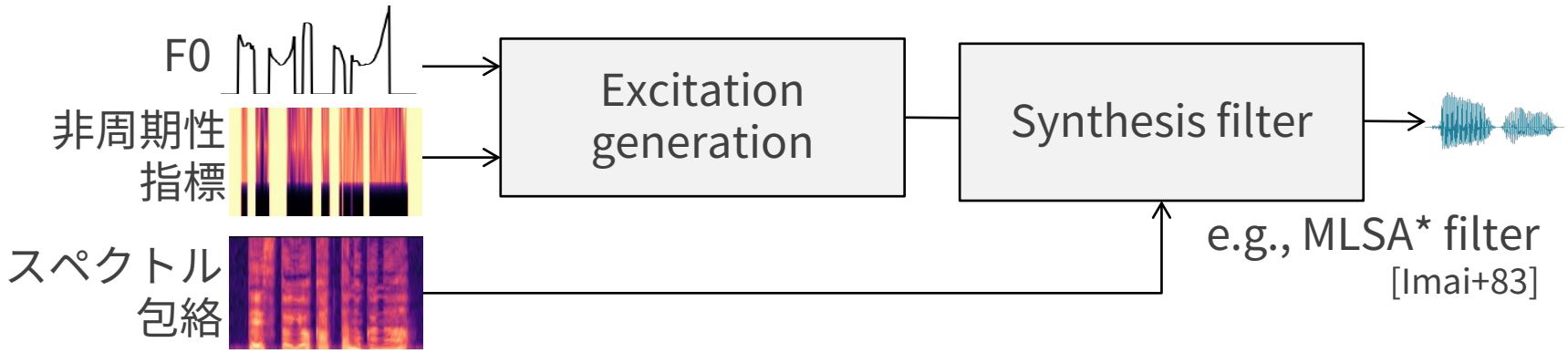


$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_1} = \underbrace{\frac{\partial \boldsymbol{h}_1}{\partial \lambda_1}\frac{\partial \boldsymbol{\lambda}_2}{\partial \boldsymbol{h}_1}\frac{\partial \boldsymbol{h}_2}{\partial \lambda_2}\cdots\frac{\partial \lambda_L}{\partial \boldsymbol{h}_{L-1}}\frac{\partial \boldsymbol{h}_L}{\partial \lambda_L}\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \boldsymbol{h}_L}}_{\text{逆伝播経路で計算してきた勾配の積}}$$

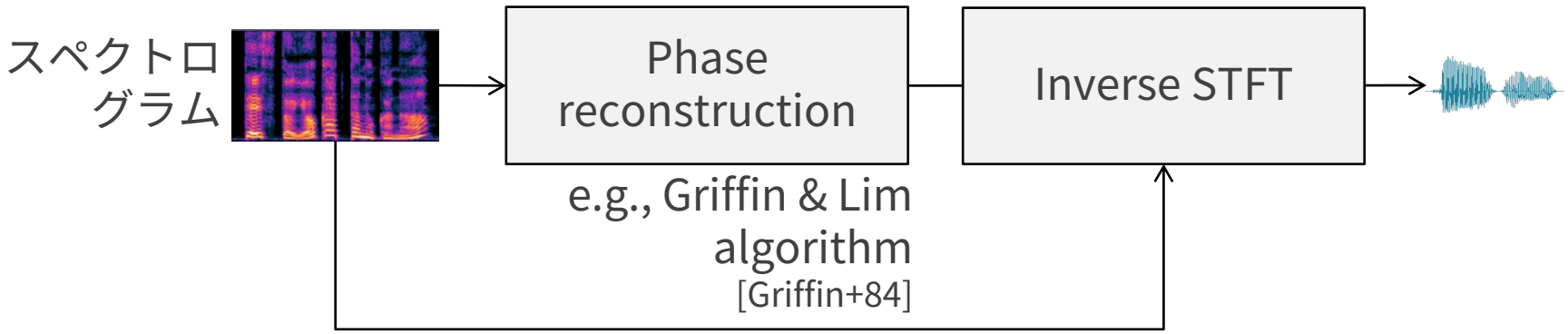
更新: $\lambda_l \leftarrow \lambda_l - \eta \dfrac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_l}$ (η は学習率)

音声波形生成

ボコーダパラメータからの生成



スペクトログラムからの生成

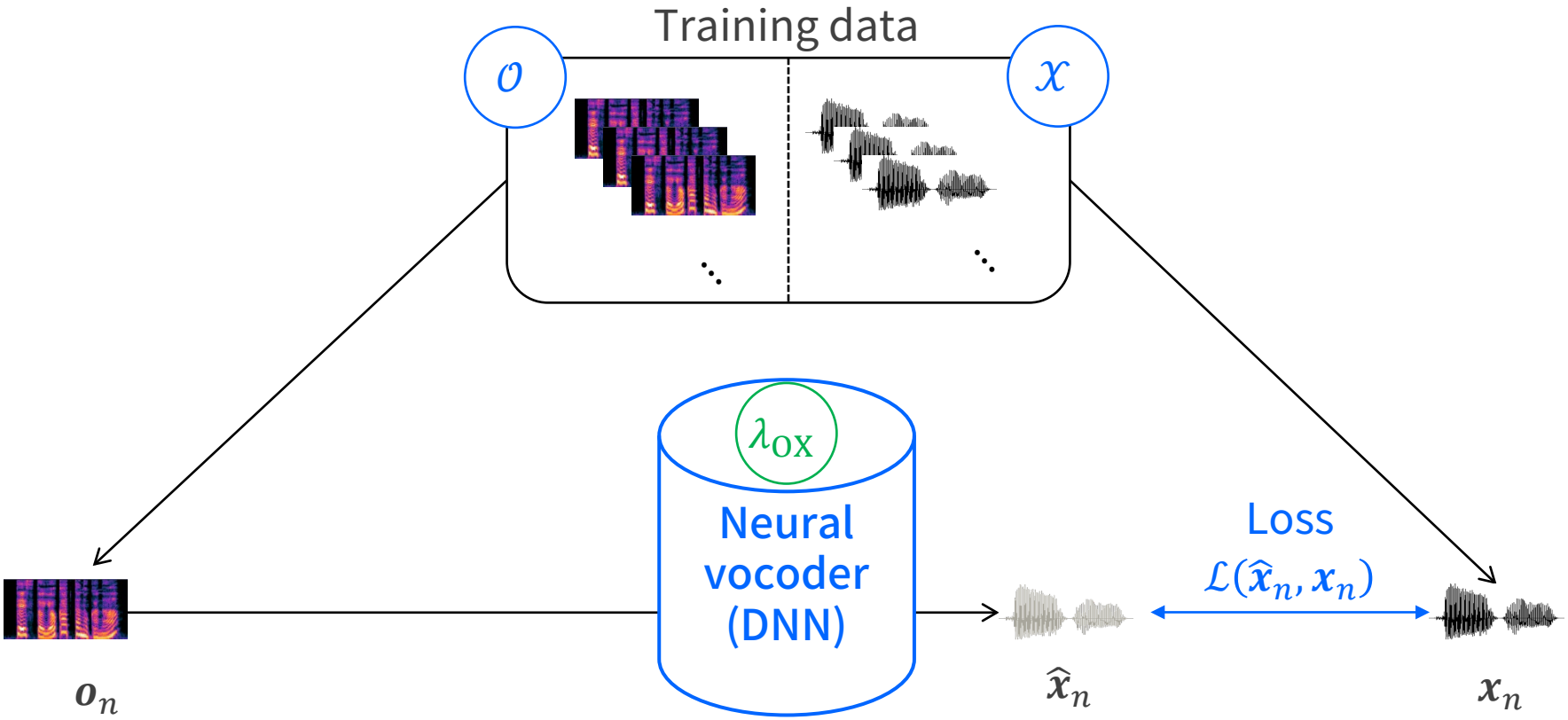


DNN を用いた生成 = ニューラルボコーダ (次スライド)

*MLSA: Mel-Log Spectrum Approximation

ニューラルボコーダの学習

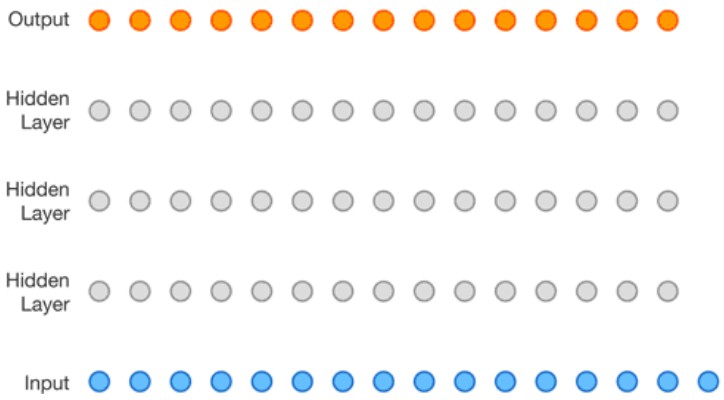
ニューラルボコーダの予測結果 $\hat{x}_n$ と学習データ x_n の誤差最小化



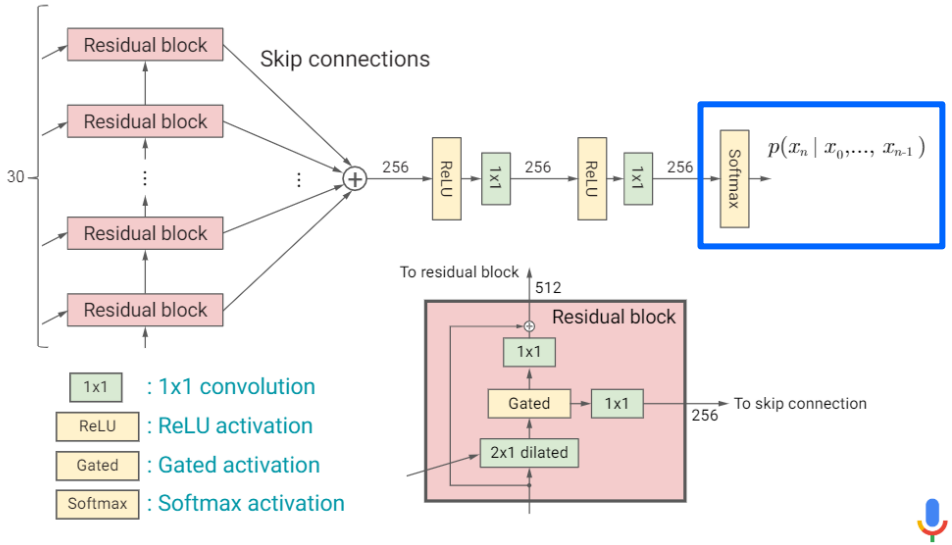
WaveNet [Oord+16]

DNN による波形生成モデリングの先駆け的研究

- **Causal dilated convolution** による超長期の依存関係モデリング
- **Residual block** による強力な非線形変換
- 256段階に量子化された音声信号の予測を**識別問題として定式化**



https://deepmind.com/blog/article/wavenet-generative-model-raw-audio



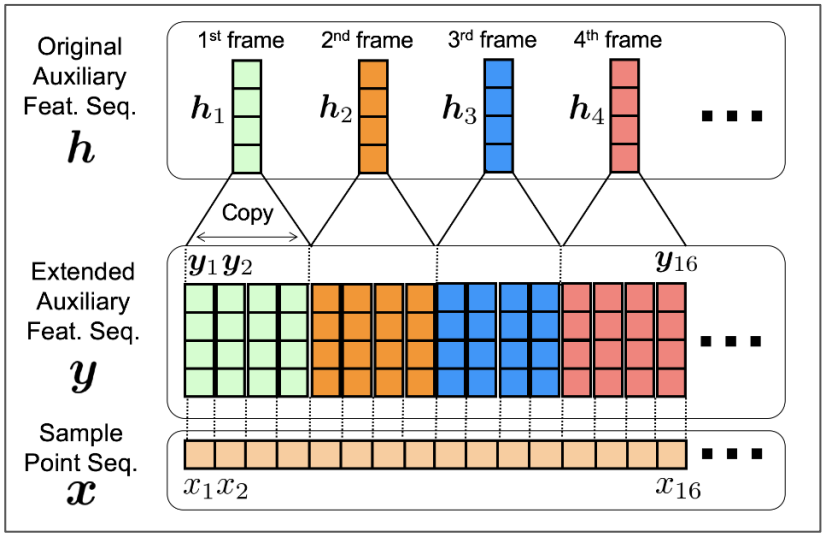
https://static.googleusercontent.com/media/research.google.com/ja//pubs/archive/45882.pdf

$$p(\boldsymbol{x}|\lambda) = \prod_{t=1}^{T} p(x_t|x_1, x_2, \cdots, x_{t-1})$$: Auto-Regressive (AR) modeling

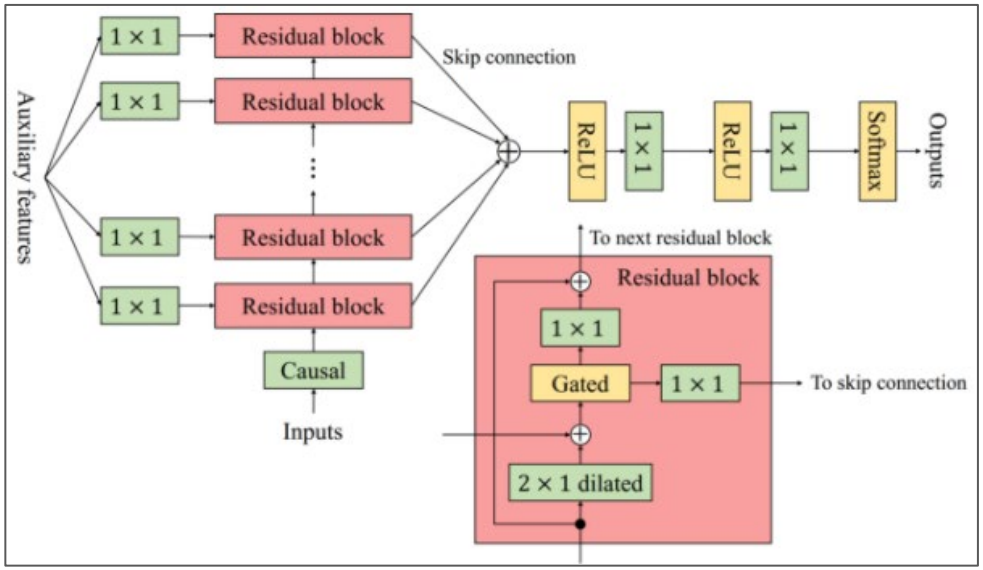
WaveNet ボコーダ [Tamamori+17]

WaveNet が表す予測分布を音声特徴量で条件付け

音声特徴量と音声波形の長さを揃えるために,
対応するサンプル数だけコピー



[Tamamori+17]



[Hayashi+17]

$$p(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{o},\lambda) = \prod_{t=1}^{T} p(x_t|x_1, x_2, \cdots, x_{t-1}, \boldsymbol{o})$$: Conditional AR modeling

Many many neural vocoders so far...

Table 3 Small size vocoder

Vocoder	Neural network types	Characteristics
WaveNet (Oord et al., 2016)	Dilated causal gated CNN	Based on dilated CNN, the training and inference speed is slow
SampleRNN (Mehri et al., 2016)	RNN	Multi-scale RNN structure, training and inference speed is faster than Wavenet
FftNet (Jin et al., 2018)	1×1 CNN	Based on 1×1 convolution, the model structure is simple, and the training and inference speed is fast
WaveRNN (Kalchbrenner et al., 2018)	GRU	Based on single layer of GRU, the model structure is simple, and the training and inference speed is fast
Multi-Band WaveRNN (Yu et al., 2019)	GRU	Parallel generation of multiple bands, the training and inference speed is fast
LPCNet (Valin and Skoglund, 2019)	GRU	The linear prediction (LP) technology is used, the model structure is simple, and the training and inference speed is fast

Table 5 Methods of GAN-based vocoder to improve the naturalness of generated speech

Vocoder	Characteristics
MelGAN (Kumar et al., 2019)	Using multi-scale discriminant structure and feature matching loss
Parallel WaveGAN (Yamamoto et al., 2020)	Using multi-resolution STFT loss
VocGAN (Yang et al., 2020)	Using multi-resolution STFT loss, feature matching loss, multi-scale waveform generator, and JCU loss
HiFi-GAN (Kong et al., 2020)	Using multi-scale discrimination, multi-period discrimination, and MRF
Multi-Band MelGAN (Yang et al., 2021)	Using multi-resolution STFT loss

Table 4 Non-autoregressive vocoder

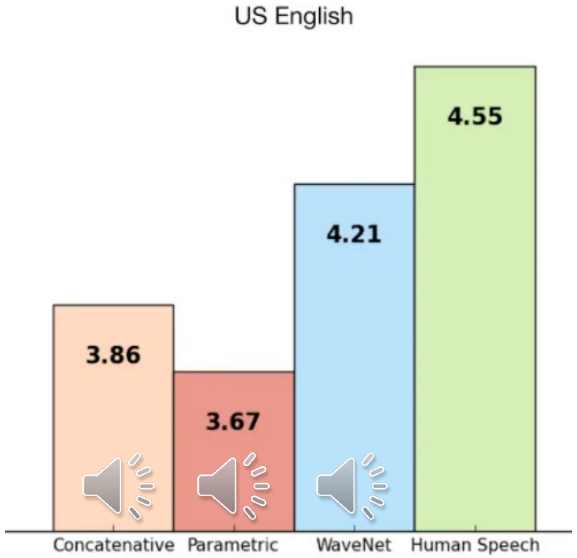
Vocoder	Neural network types	Generative model types	Characteristics
WaveNet (Oord et al., 2016)	Dilated causal gated convolution	Autoregression	Autoregressive generation, slow training and inference speed
Parallel WaveNet (Oord et al., 2018)	Dilated causal gated convolution	IAF	Based on knowledge distillation, training and inference speed is fast, Monte Carlo sampling is required to estimate KL divergence, the training process is unstable
FloWaveNet (Kim et al., 2018)	Dilated convolution	Normalizing flow	The inference speed is fast, the training convergence speed is slow, the model contains many parameters
ClariNet (Ping et al., 2018)	Dilated causal gated convolution	IAF	Based on knowledge distillation, the training and inference speed is fast, the training process is stable
WaveGlow (Prenger et al., 2019)	Non-causal dilated convolution, 1×1 convolution	Normalizing flow	The inference speed is fast, the training convergence speed is slow, the model contains many parameters
MelGAN (Kumar et al., 2019)	Dilated convolution, transposed convolution, grouped convolution	GAN	The inference speed is fast, the training convergence speed is slow
GAN-TTS (Bińkowski et al., 2019)	Dilated convolution	GAN	The training and inference speed is fast, no need for mel-spectrogram as input
Parallel WaveGAN (Yamamoto et al., 2020)	Non-causal dilated convolution	GAN	The inference speed is fast, the training convergence speed is slow, the model contains many parameters
WaveVAE (Peng et al., 2020)	Dilated causal gated convolution	IAF, VAE	The training and inference speed is fast
WaveFlow (Ping et al., 2020)	2D-dilated convolution	Autoregression	Combining the advantages of autoregressive flow and non-autoregressive flow, the training and inference speed is fast
WaveGrad (Chen et al., 2020)	Dilated convolution	Diffusion probability model	The inference speed is fast, the training convergence speed is slow
DiffWave (Kong et al., 2020)	Bidirectional dilated convolution	Diffusion probability model	The inference speed is fast, the training convergence speed is slow
Multi-Band MelGAN (Yang et al., 2021)	Dilated convolution, transposed convolution, grouped convolution	GAN	The training and inference speed is fast

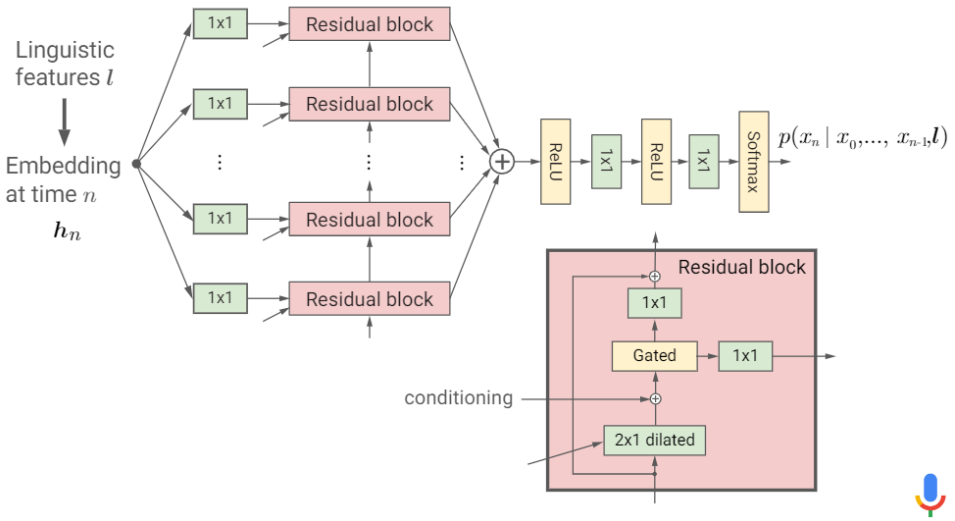
[Mu+21]

一貫学習に基づく統計的音声合成 (1/3)

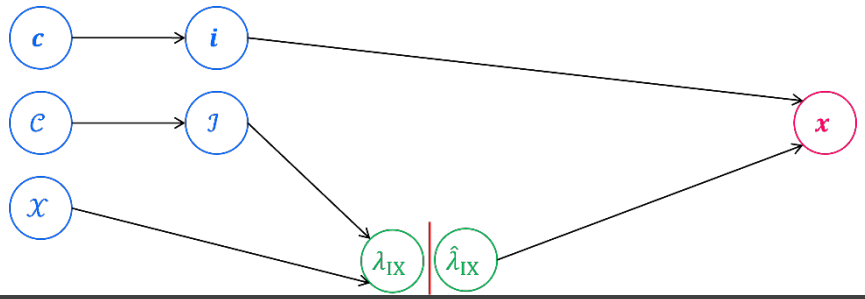
音響特徴量予測と音声波形生成の統合

e.g., テキスト特徴量で条件付けされた WaveNet [Oord+16]





https://static.googleusercontent.com/media/research.google.com/ja//pubs/archive/45882.pdf

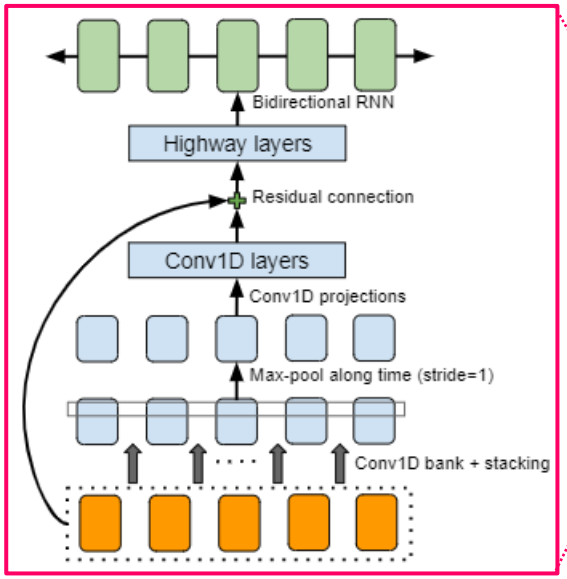


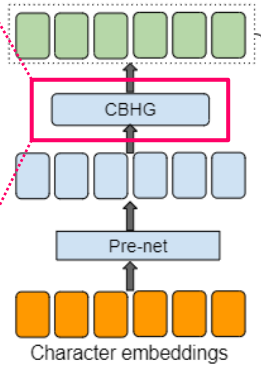
音声サンプルは ここ より引用

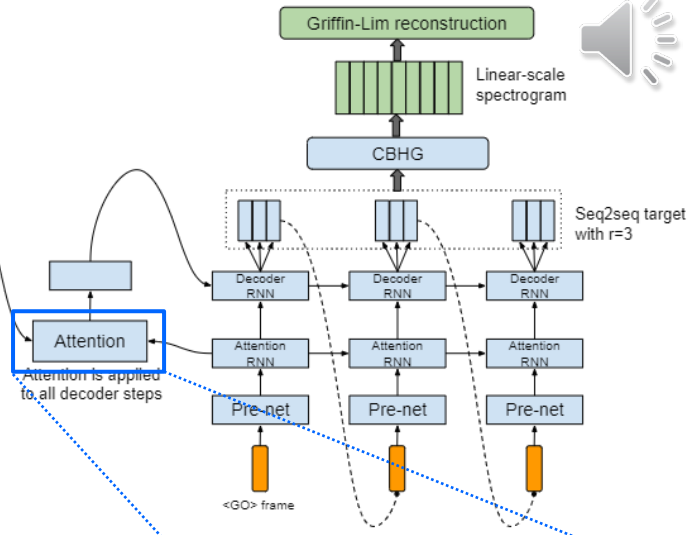
一貫学習に基づく統計的音声合成 (2/3)

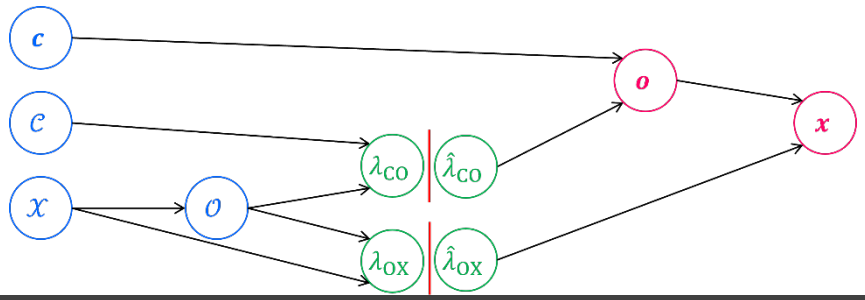
入力特徴量抽出と音響特徴量予測の統合

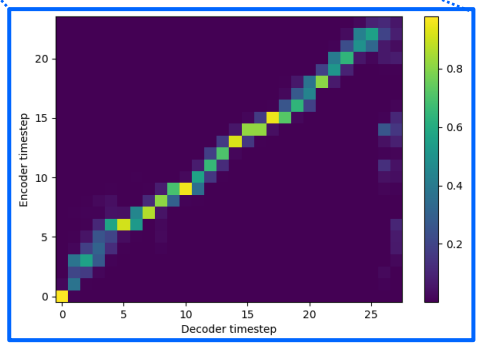
e.g., Tacotron [Wang+17]









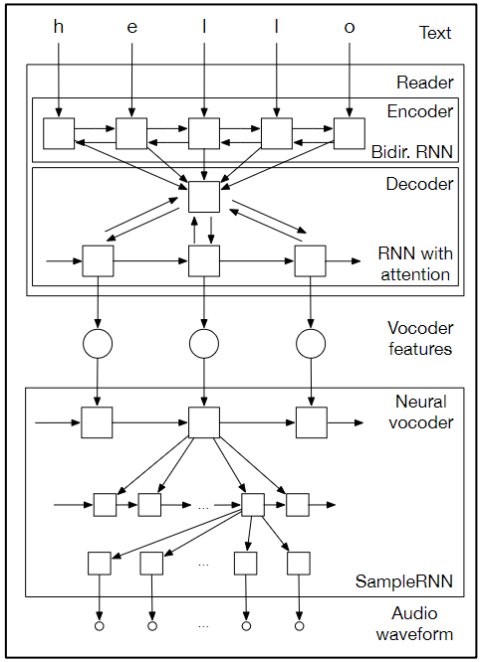


Attention の図は ここ より引用, 音声サンプルは ここ より引用

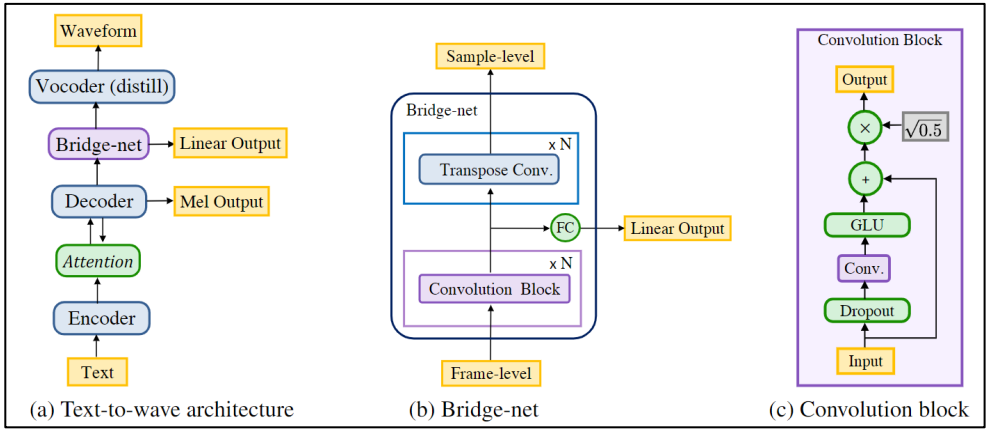
一貫学習に基づく統計的音声合成 (3/3)

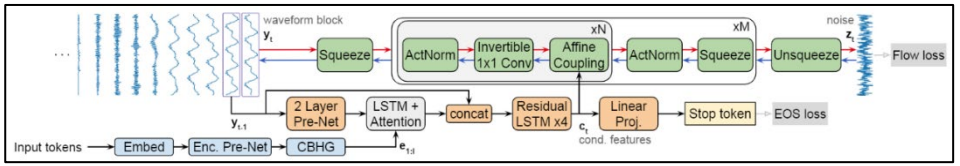
すべての統合 (真の End-to-End モデリング)

char2wav [Sotelo+17]

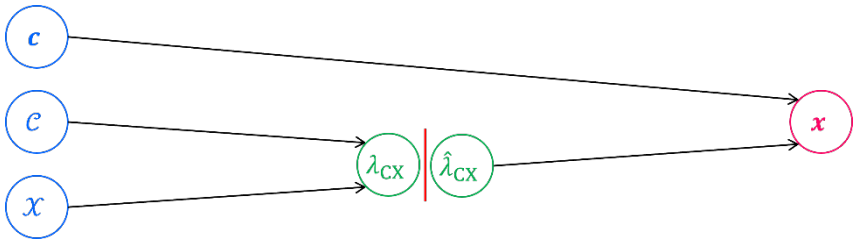


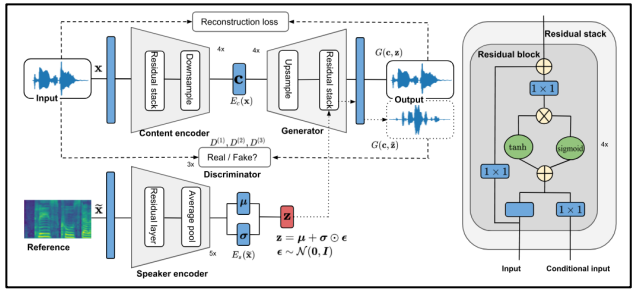
ClariNet [Ping+19]





Wave-Tacotron [Weiss+21]





音声サンプルは ここ より引用

NVC-Net [Nguyen+22]

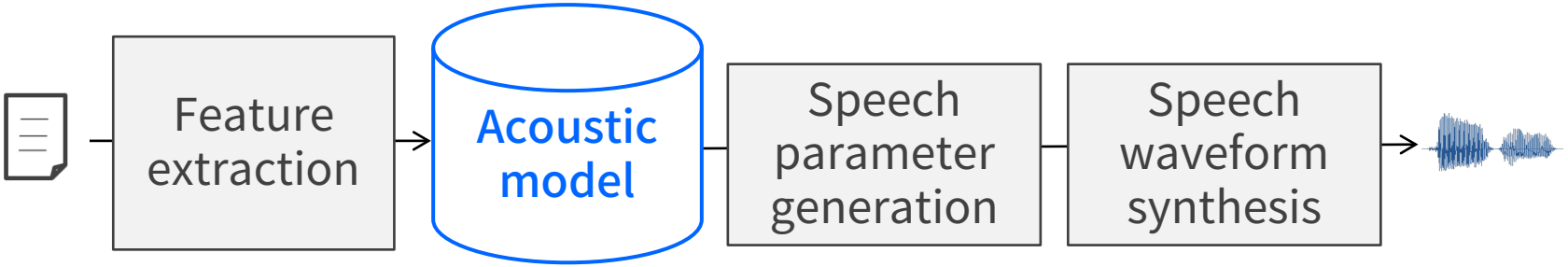
本節のまとめ

統計的音声合成 = 様々な分野の複合研究領域

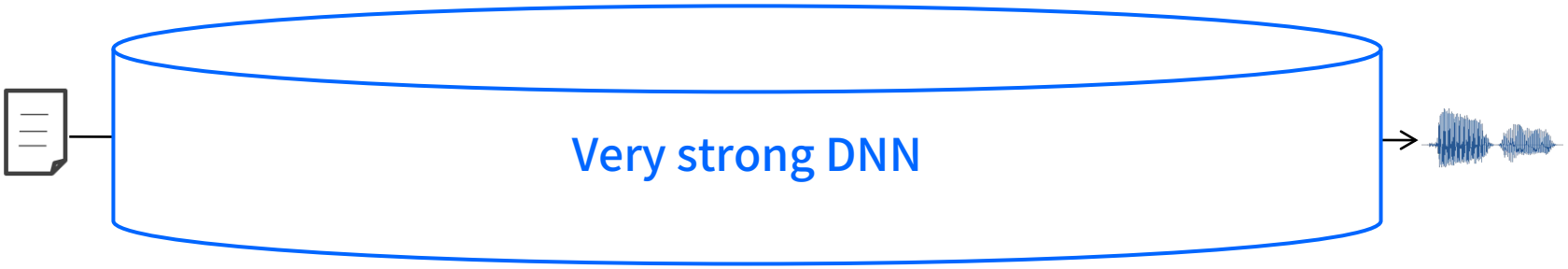
音声情報処理, 信号処理, 自然言語処理, 機械学習, etc...

部分問題への分割方式から End-to-End 方式へ

従来方式 (統計的パラメトリック音声合成 [Zen+09]):



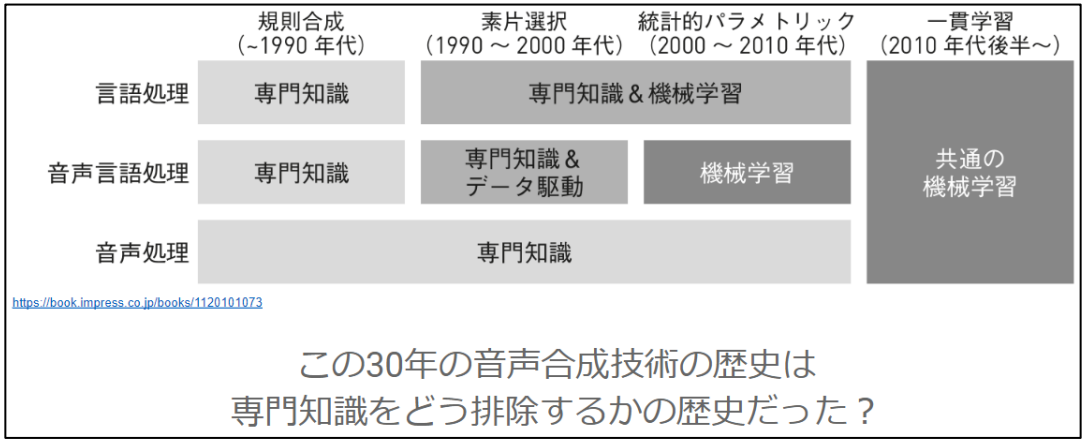
End-to-End 方式:



(余談) DNN 以前の音声合成技術は学ぶべき?

ツールとして使うだけなら... 必ずしもそうではないと思います.

高品質な音声コーパスやオープンソースな音声合成技術の公開



研究開発の対象としたいなら... 強く推奨します.

旧方式の技術は, 思わぬところで役立つことも

- HMM の構造を導入した効率的な系列モデリング [Mehta+22]
- GMM を用いた音声合成の話者制御 [Hsu+18][Watanabe+23]

End-to-end と旧方式のいいとこ取りを採用した最新技術も

- e.g., FastSpeech 2 [Ren+21]: ボコーダパラメータを中間特徴量として利用

図は信号処理特論2022 (高道先生) の講義資料より引用 (link)

本講演の概要・目次

概要

統計的音声合成の基礎から, 深層学習に基づく最先端技術までを学ぶ.

DNN 音声合成

目次

本講演で扱うトピック

Sequence-to-sequence (seq2seq) 学習

TTS/VC における入出力系列長の違いについてどう対処するか?

深層生成モデル (Deep Generative Model: DGM)

音声の複雑な確率分布をどのように表現・学習するか?

Unsupervised/non-parallel なデータを用いた学習

TTS/VC 学習のためのペアデータ収集の難しさにどう対処するか?

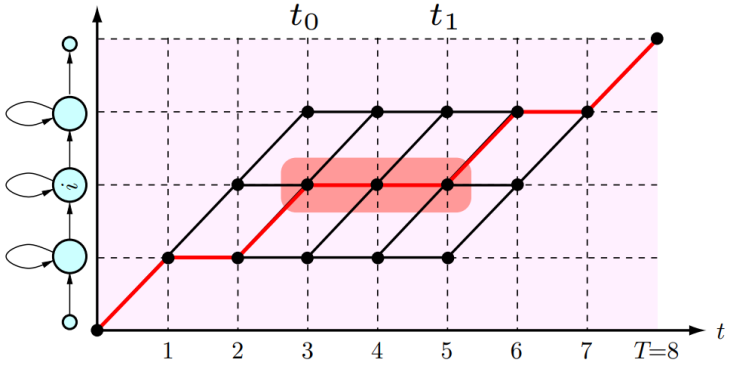
TTS/VC における系列マッピング

統計的音声合成における重要なタスクの一つ

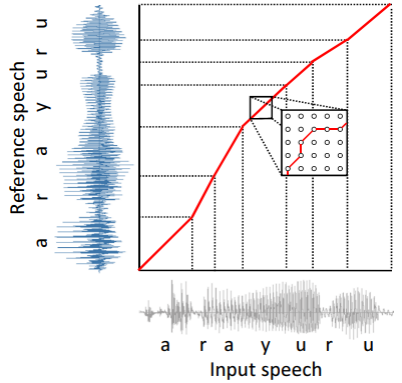
- TTS: 入力長は数十 (テキストの音素数), 出力長は数百フレーム
- VC: 発話内容が同じでも, 音声特徴量のフレーム数は異なる

旧方式でのアプローチ (基本的には動的計画法に基づく)

- TTS: Forced alignment 由来の音素継続長を用いた教師あり学習
- VC: 動的時間伸縮 (DTW) を用いた事前の特徴量アラインメント



https://www.sp.nitech.ac.jp/~tokuda/tokuda_interspeech09_tutorial.pdf



http://sython.org/papers/thesis/saito21PhD_thesis.pdf

問題点: アラインメント時のエラーが学習に伝播

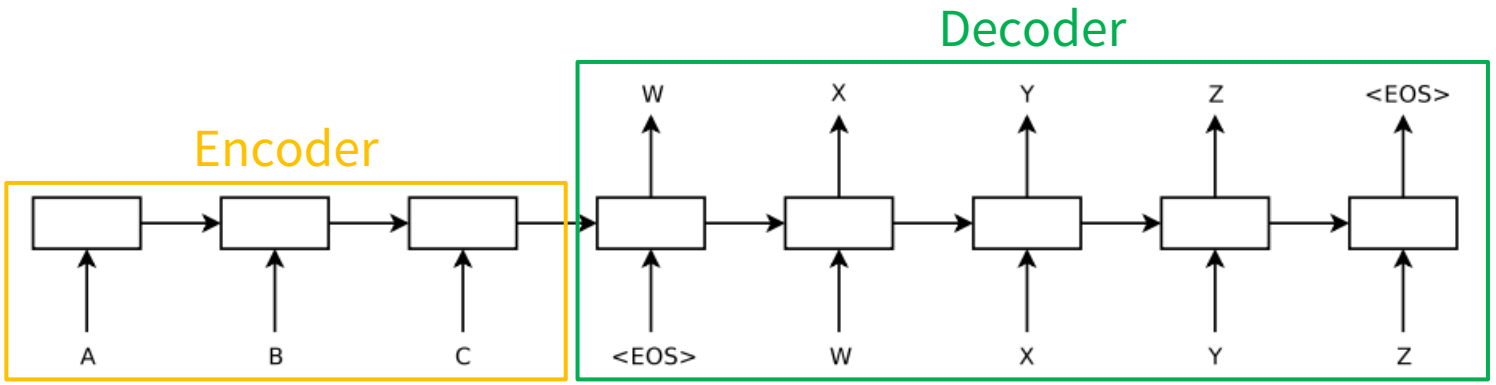
Sequence-to-Sequence (seq2seq) 学習

入力系列と出力系列の対応関係を学習

当初は機械翻訳 (machine translation) における技術

Encoder: 入力系列を圧縮 / Decoder: 圧縮表現から出力系列を予測

圧縮表現 = context vector (入力系列の文脈情報を保持)

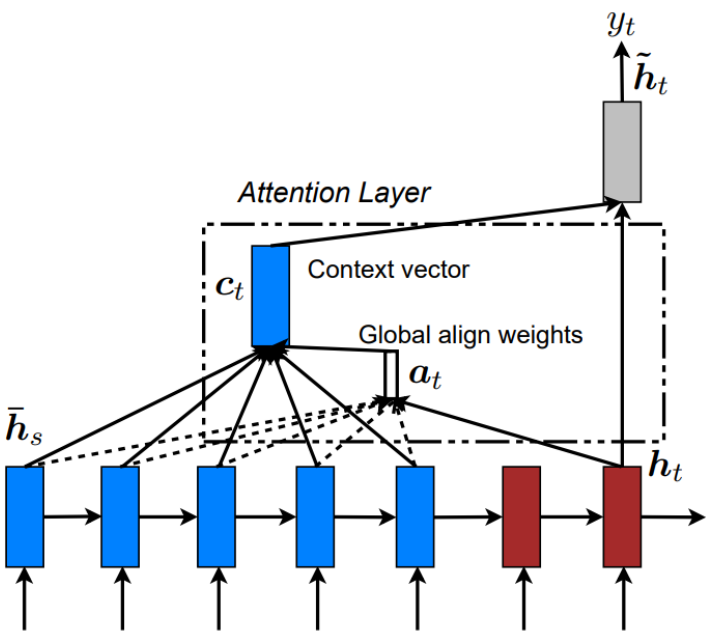


オリジナルの手法 [Sutskever+14]: 系列のアラインメントは不明

系列から系列への変換は可能だが, 要素同士の対応関係はわからない

注意機構 (attention) を用いた seq2seq 学習

Context vector の推定方法を改良

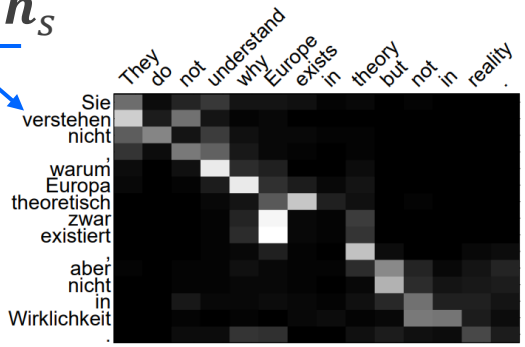


$$a_t(s) = \mathrm{align}(h_t, \bar{h}_s) \qquad \text{Softmax}$$

$$= \frac{\exp\left(\mathrm{score}(h_t, \bar{h}_s)\right)}{\sum_{s'} \exp\left(\mathrm{score}(h_t, \bar{h}_{s'})\right)}$$

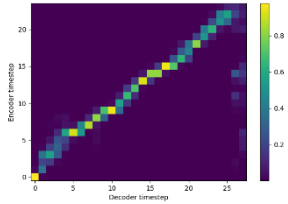
Hidden states の類似度 (内積)

$$c_t = \sum_s a_t(s)\bar{h}_s$$



Attention について補足

- TTS/VC では, 基本的に alignment は対角
  - 対角に近づくように学習を誘導することも [Tachibana+18]



- 各計算の要素は, (Query, Key, Value) として解釈可能 → 次スライド

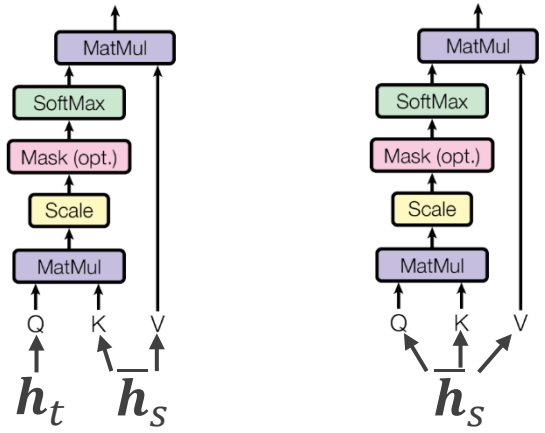
[Luong+15]

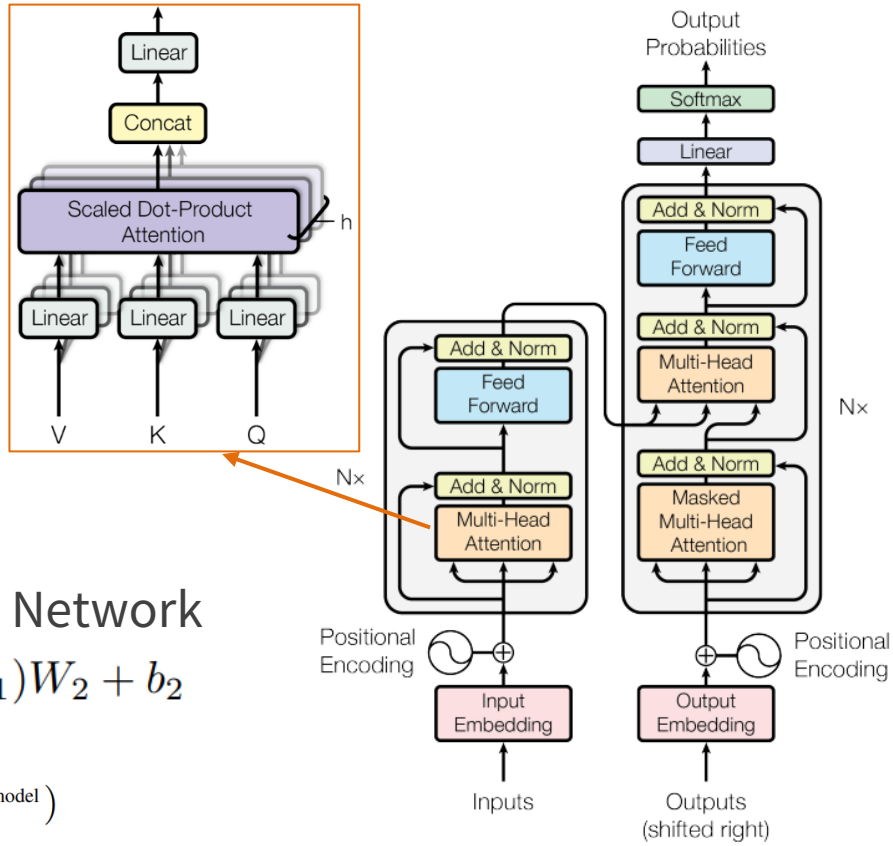
(余談?) Transformer & self-attention

"Attention Is All You Need" 論文で登場

Self-attention により, 入力系列内での複雑な依存関係をモデル化

Attention　　Self-attention





位置情報のモデル化

Position-wise Feed-Forward Network

$$\mathrm{FFN}(x) = \max(0, xW_1 + b_1)W_2 + b_2$$

Positional Encoding

$$PE_{(pos,2i)} = sin(pos/10000^{2i/d_{\text{model}}})$$

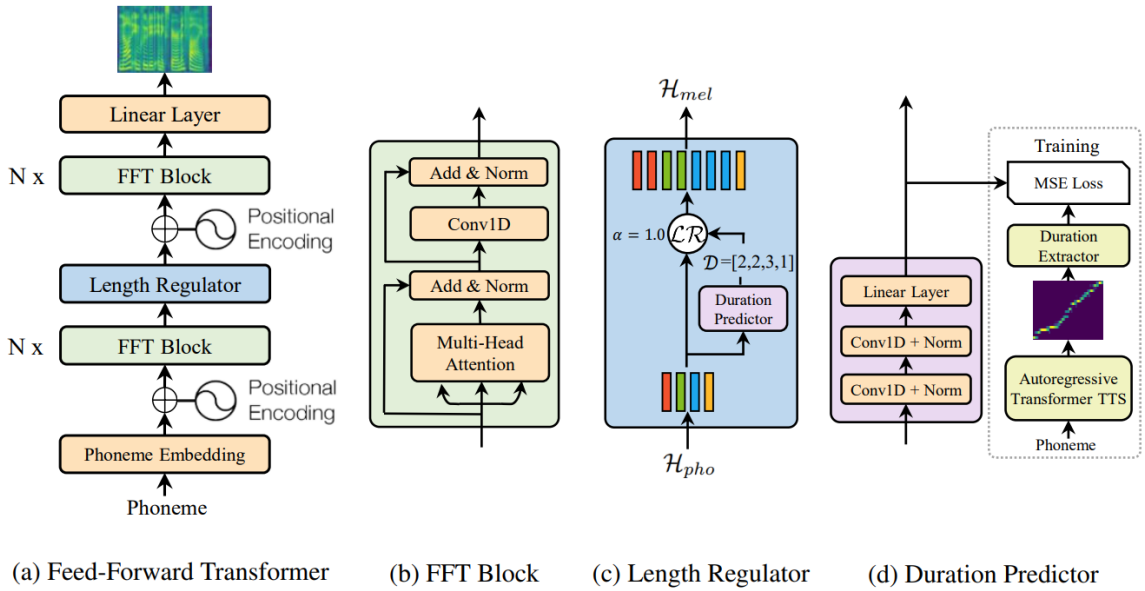
$$PE_{(pos,2i+1)} = cos(pos/10000^{2i/d_{\text{model}}})$$

[Vaswani+17]

Length regulator を用いた End-to-End 学習

旧方式における継続長モデルを音響モデルに内包 & 同時に学習

代表例: FastSpeech [Ren+19a] (Non-AR なので高速に推論可能)



(a) Feed-Forward Transformer (b) FFT Block (c) Length Regulator (d) Duration Predictor

改良版の FastSpeech 2 [Ren+21]

音声の { F0, energy } を予測する **variance adaptors** も内包

合成音声の品質と制御性を改善

VC にも応用可能 [Hayashi+21]

本講演で扱うトピック

Sequence-to-sequence (seq2seq) 学習

TTS/VC における入出力系列長の違いについてどう対処するか?

深層生成モデル (Deep Generative Model: DGM)

音声の複雑な確率分布をどのように表現・学習するか?

Unsupervised/non-parallel なデータを用いた学習

TTS/VC 学習のためのペアデータ収集の難しさにどう対処するか?

深層生成モデル (DGM)

深層生成モデル: データ $\boldsymbol{x}$ の分布 $p(\boldsymbol{x})$ を表現する DNN

学習: 学習データ $\mathcal{X}$ を用いて, 真のデータ分布 $p^*(\boldsymbol{x})$ を近似する
生成分布 $p(\boldsymbol{x}|\lambda)$ のモデルパラメータ λ を推定

生成: $p(\boldsymbol{x}|\lambda)$ から新しいデータをサンプリング

e.g., WaveNet = AR 深層生成モデル $p(\boldsymbol{x}|\lambda) = \prod_{t=1}^{T} p(x_t|x_1, x_2, \cdots, x_{t-1})$

応用例

新しいデータの生成 (創作活動支援, データ拡張など)

生成分布を用いた半教師あり学習 (データの事前分布として利用)

代表的な DGMs (参考: [Ruthotto+21])

Variational AutoEncoder (VAE) [Kingma+14]

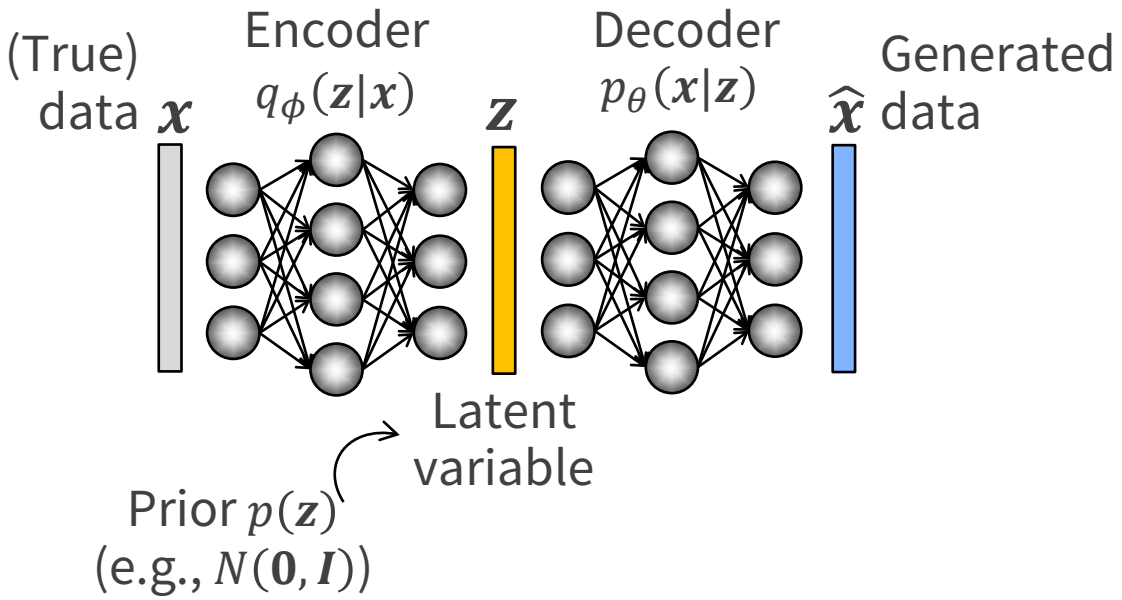
Generative Adversarial Network (GAN) [Goodfellow+14]

Flow [Rezende+15]

VAE: 潜在変数の分布に制約をつけた autoencoder

Encoder: データから潜在変数を抽出

Decoder: 潜在変数からデータを生成



$$\mathcal{L}(\theta, \phi; \boldsymbol{x}) = D_{\mathrm{KL}}\left(q_\phi(\boldsymbol{z}|\boldsymbol{x})||p(\boldsymbol{z})\right) - \mathbb{E}_{q_\phi(\boldsymbol{z}|\boldsymbol{x})}[\log p_\theta(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{z})]$$

潜在変数に対する正則化項

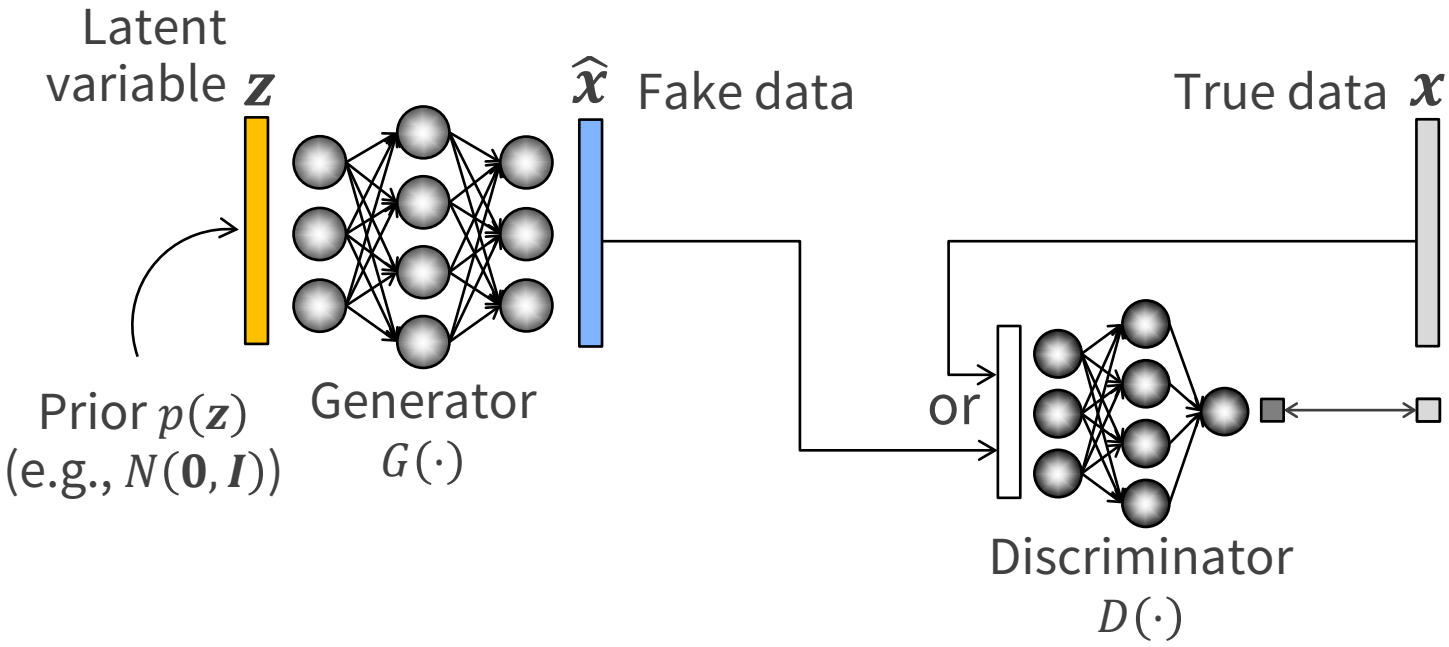
データの再構築誤差

[Kingma+14]

GAN: Discriminator と Generator のミニマックス最適化

Discriminator D: 真のデータと偽のデータを識別

Generator G: 潜在変数から D を騙せるような偽のデータを生成



$$\min_G \max_D V(D,G) = \mathbb{E}_{x\sim p^*(\boldsymbol{x})}[\log D(x)] + \mathbb{E}_{\boldsymbol{z}\sim p(\boldsymbol{z})}\left[\log\left(1 - D(G(z))\right)\right]$$

真のデータと偽のデータの分布間距離規範最小化

[Goodfellow+14]

Flow: 多層の変数変換に基づく生成分布の学習

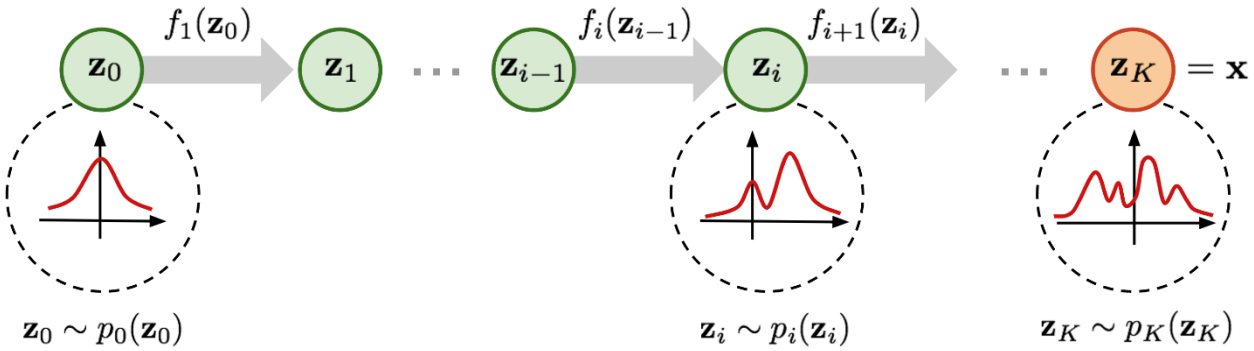
可逆非線形変換 f により, 潜在変数の分布をデータの分布に変換

f を NN で表現し, 変数変換によりデータの確率分布を表現

$x = f_K \circ f_{K-1} \circ \cdots \circ f_1(\boldsymbol{z}_0)$ ... 潜在変数からのデータ生成

f の具体例

Coupling [Dinh+15], Residual [Behrmann+19], AR [Kingma+16]



https://lilianweng.github.io/posts/2018-10-13-flow-models/

$$\log p\,(\boldsymbol{x}) = \log p_0(\boldsymbol{z}_0) - \sum_{k=1}^{K} \log \left| \det \frac{d f_i}{d \boldsymbol{z}_{i-1}} \right|$$

変数変換由来の Jacobian

(おまけ) Denoising Diffusion Probabilistic Model (DDPM)

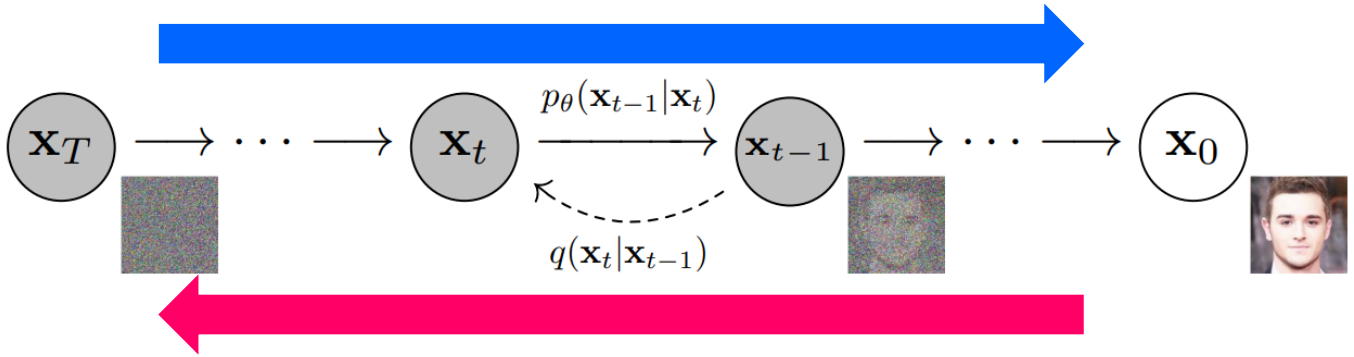
非平衡熱力学に基づく生成モデルのクラス

Forward (diffusion) process: データに Gaussian ノイズを付加

$$q(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1}) := \mathcal{N}(\mathbf{x}_t; \sqrt{1-\beta_t}\mathbf{x}_{t-1}, \beta_t\mathbf{I})$$

Reverse process: ノイズからデータを復元

$$p_\theta(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_t) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_{t-1}; \boldsymbol{\mu}_\theta(\mathbf{x}_t, t), \boldsymbol{\Sigma}_\theta(\mathbf{x}_t, t))$$



Training: データに付加されたノイズ ϵ を予測する

$$\mathcal{L} = \mathbb{E}_{t\sim[1,T],\, \boldsymbol{x}_0\sim q(\boldsymbol{x}_0),\, \boldsymbol{\epsilon}\sim\mathcal{N}(\mathbf{0},\boldsymbol{I})}[\|\boldsymbol{\epsilon} - \boldsymbol{\epsilon}_\theta(\boldsymbol{x}_t, t)\|]$$

DNN によるノイズ予測

[Ho+20]

本講演で扱うトピック

Sequence-to-sequence (seq2seq) 学習
- TTS/VC における入出力系列長の違いについてどう対処するか?

深層生成モデル (Deep Generative Model: DGM)
- 音声の複雑な確率分布をどのように表現・学習するか?

Unsupervised/non-parallel なデータを用いた学習
- TTS/VC 学習のためのペアデータ収集の難しさにどう対処するか?

Motivation

TTS/VC における課題: 学習データ収集の難しさ

- TTS: (テキスト, 音声) のペアが必要
  - 発話内容の書き起こしはコストが大きい (そもそも不可能な場合も)
- VC: (変換元, 変換先) 話者の同一発話内容 (パラレル) データが必要
  - あらゆる話者のパラレルデータを集めるのは非現実的

Core idea: 音声から発話内容に関する特徴を抽出・分離

- 本講演では, 以下を紹介
  - 音声認識 (Automatic Speech Recognition: ASR) の利用
  - GAN や VAE の導入
  - 自己教師あり学習 (Self-Supervised Learning: SSL) 由来の特徴量の利用

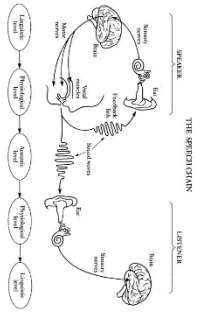
(余談) ノンパラレルなデータでの VC 学習 = アラインメント不要

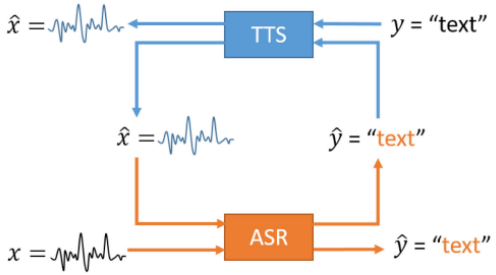
- VC での seq2seq 学習があまり研究されていないのはこれが一因?

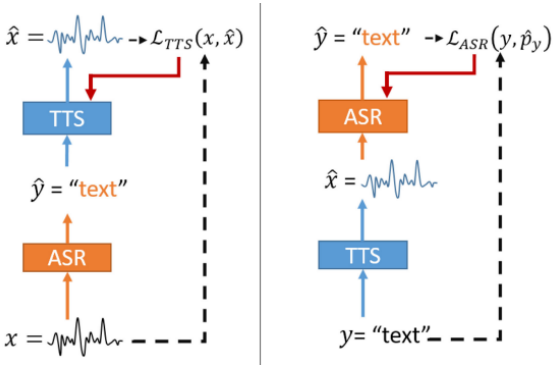
ASR の導入による TTS の (ほぼほぼ) 教師なし学習

Machine speech chain [Tjandra+20]

ASR 由来の疑似テキストを用いて TTS を学習 (逆も可能)

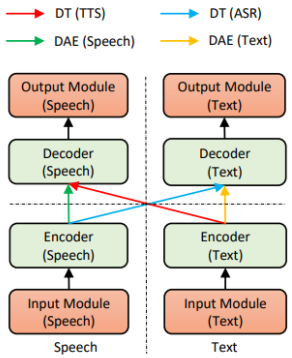


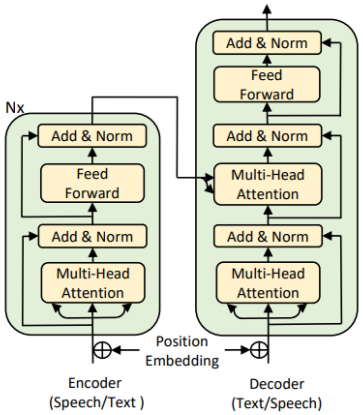


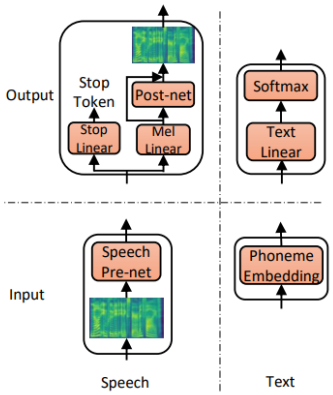


Almost unsupervised TTS and ASR [Ren+19b]

テキスト/音声の (denoising AE) を2つ用意し, TTS/ASR のパスを実現



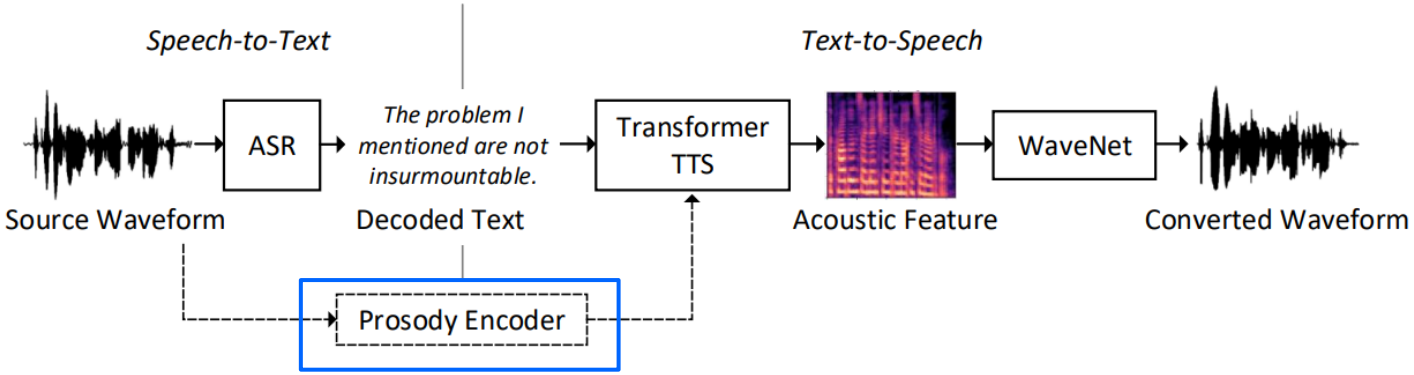




ASR と TTS の結合によるノンパラレル VC

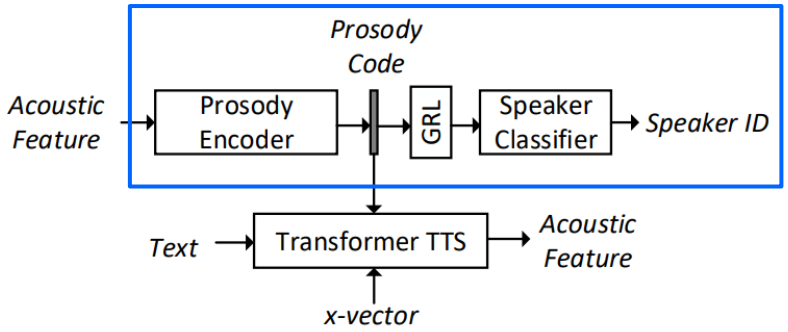
Voice Conversion Challenge 2020 のチャンピオン[Zhang+20]

ASR と 多話者 TTS と WaveNet Vocoder を結合



Speaker adversarial training により, 話者非依存な韻律情報を学習

→ 入力音声のイントネーションやアクセントが不変であることを担保



Prosody code を用いた話者識別が失敗するように学習

GRL: Gradient Reversal Layer (backprop. 時に符号を反転させる)

敵対学習に基づくノンパラレル VC

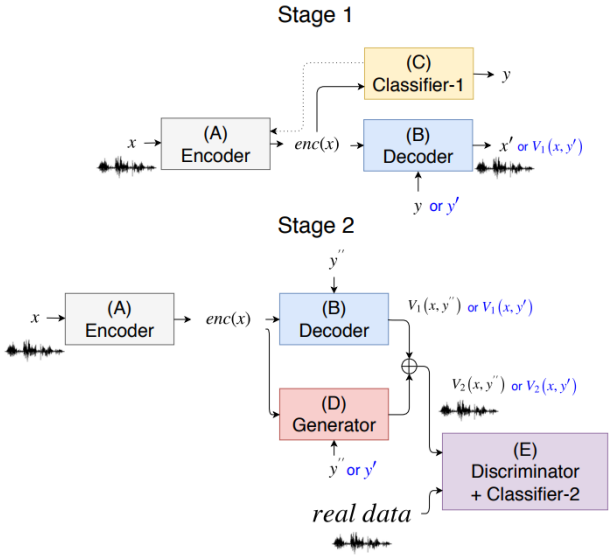
話者敵対学習 & GAN の導入 [Chou+18]

Stage 1:

話者敵対学習で話者非依存な情報を学習

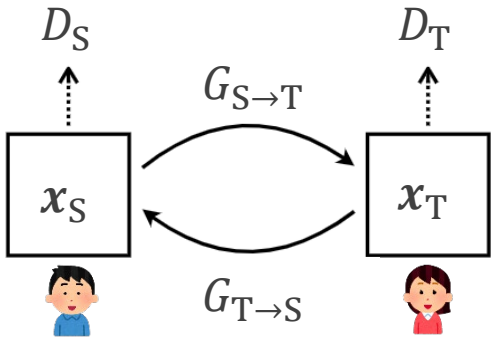
Stage 2:

GAN で当該話者の自然な音声を合成
(厳密には Auxiliary Classifier GAN が正しい?)

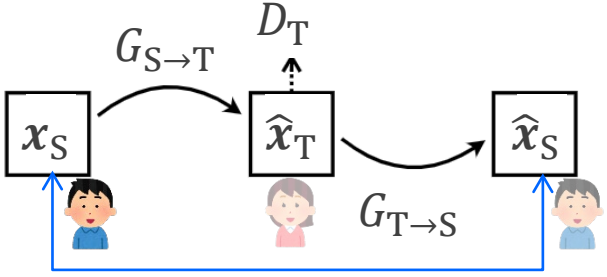


CycleGAN-VCs* [Kaneko+18]

話者変換モデル×2
& Discriminator×2

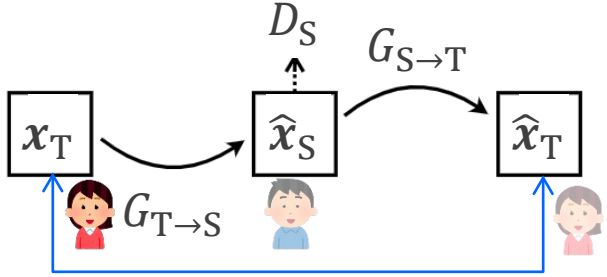


ドメイン T の敵対学習



$S \to T \to S$ の
循環無矛盾学習

ドメイン S の敵対学習



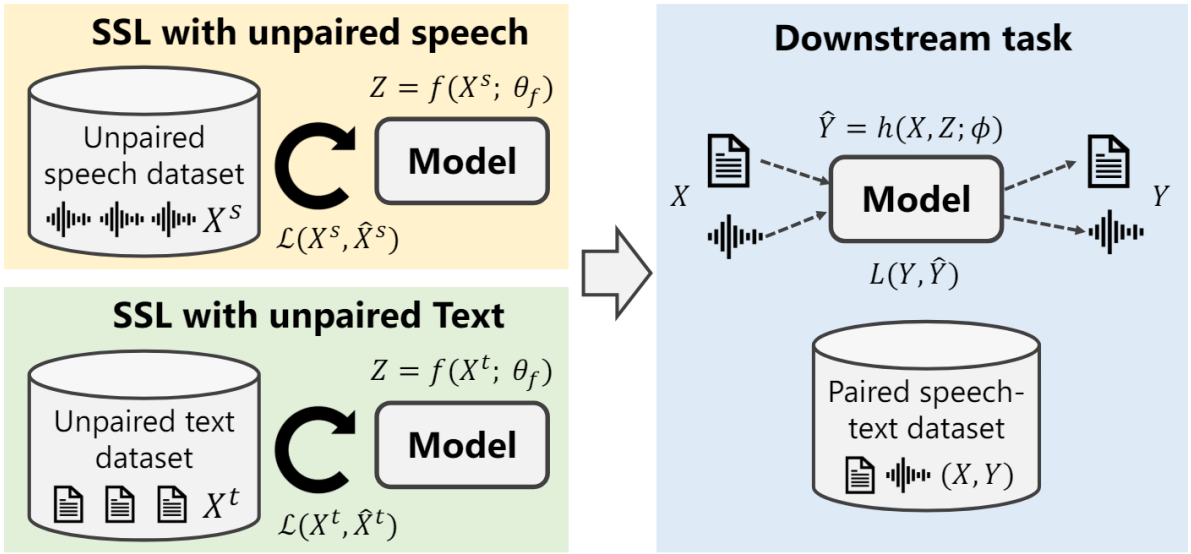
$T \to S \to T$ の
循環無矛盾学習

*多話者 VC に拡張した StarGAN-VCs [Kameoka+18] も存在

自己教師あり学習 (SSL) とは?

ラベルなしテキスト/音声データを用いて, 良い潜在表現を学習

ラベルがあるデータが少量でも, 精度良く各タスクの学習が可能に



代表的な SSL モデル

テキスト: BERT [Devlin+19], GPT [Radford+18]

音声: VQ-VAE [Oord+17], wav2vec 2.0 [Baevski+20], HuBERT [Hsu+21]

(他にも数多く存在するが, 多すぎるので省略)

図は Google 佐伯さん (猿渡研OB) の博士論文より引用

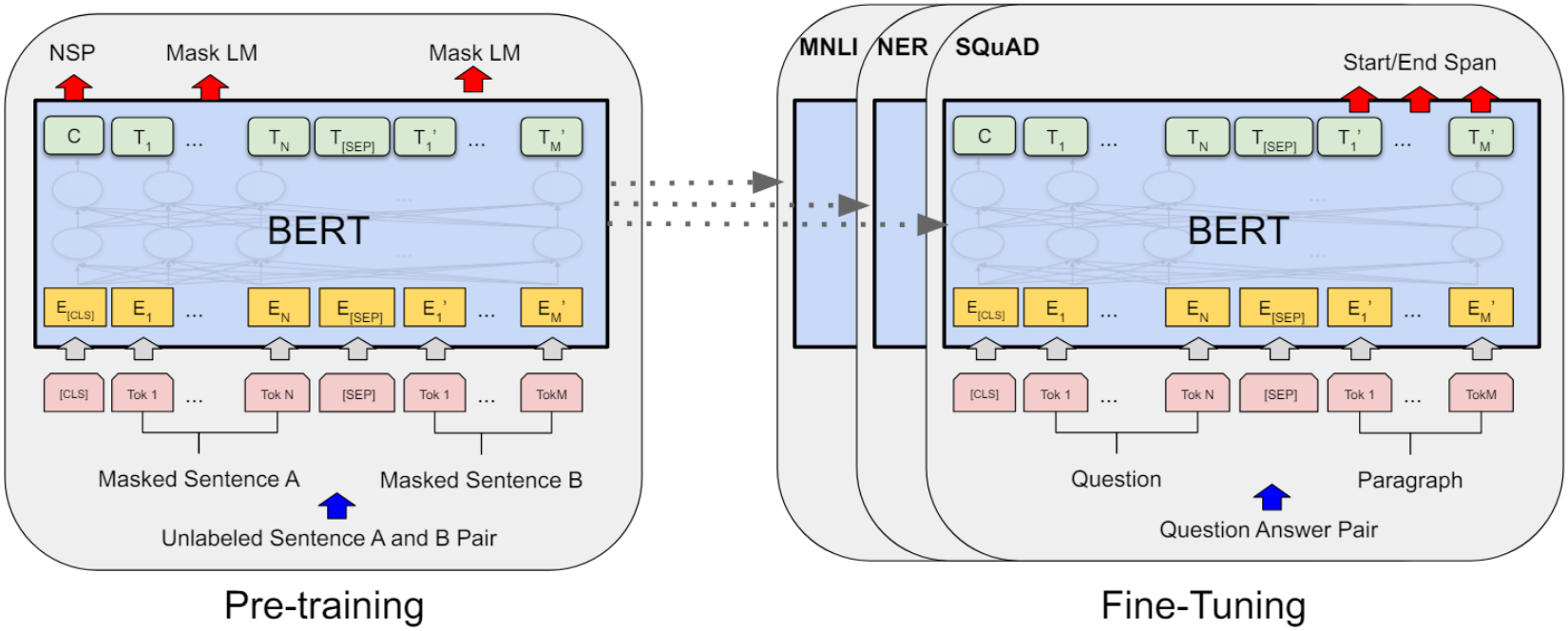
代表的なテキスト SSL: BERT [Devlin+19]

Bidirectional Encoder Representations from Transformers の略

Masked Language Modeling (MLM) + Next Sentence Prediction (NSP)

入力文のトークンを
マスキングし, マスクされた
箇所の情報を周辺から予測

与えられた2つの文が
連続したものか/否かを識別



MLM は音声にも適用可能 → Hidden unit BERT (HuBERT)

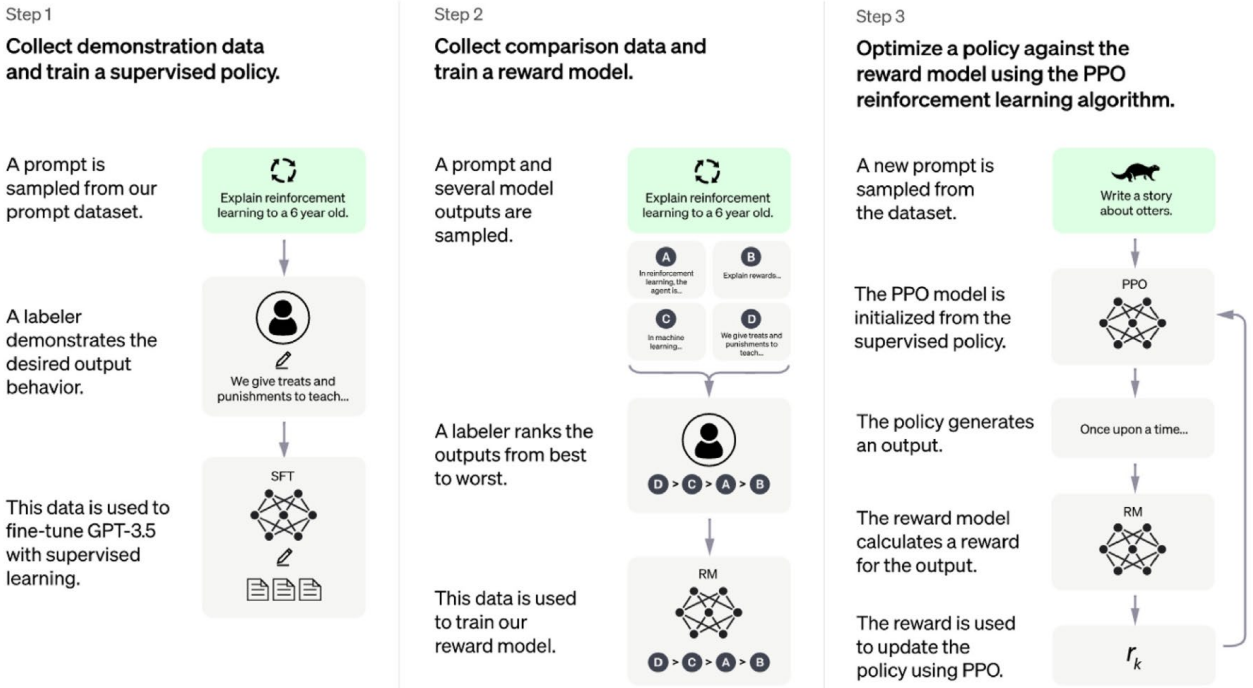
代表的なテキスト SSL: GPT [Radford+18]

Generative Pre-trained Transformer の略

基本的には Transformer-based AR 言語モデルの尤度最大化

$$p(\boldsymbol{x}|\lambda) = \prod_{t=1}^{T} p(x_t|x_1, x_2, \cdots, x_{t-1})$$ $\boldsymbol{x}$: 長さ T のトークン列

みんな大好き ChatGPT のベース技術 (厳密には NOT SSL)



図は [Ray23] より引用 (GPT-3.5 の概念図)

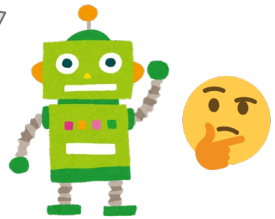
(余談) ChatGPT を活用した対話音声合成

対話相手
(人間)

Hi, teacher!

聞き手
(AI)

Oh, did you get
a good score?



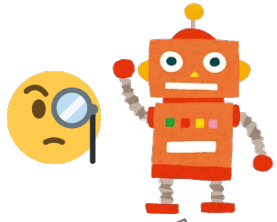
Bingo!!

LLM に
「どう応答すべきか?」
を質問

Speaker: Hi, teacher!

Listener: Oh, did you get
a good score?

Speaker: Bingo!!



喜んで,
祝うように

Listener: Congrats!!

Congrats!!

対話履歴を考慮し,
相手にどう応答すべきかを回答

合成 w/ 感情ラベル

合成 w/ 対話履歴

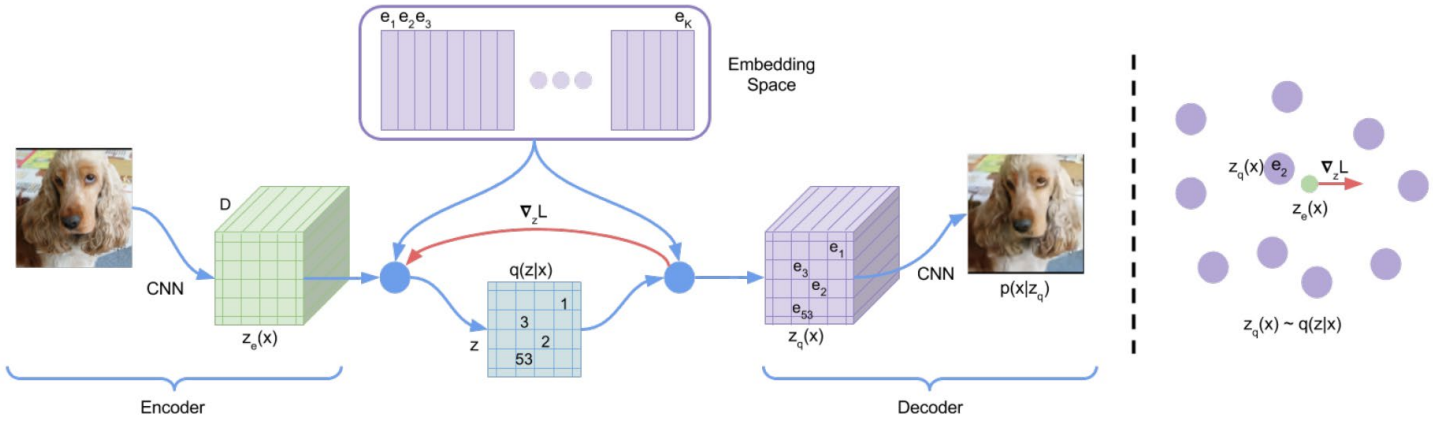
合成 w/ 対話履歴 + LLM

[Saito+23INTERSPEECH]

代表的な音声 SSL: VQ-VAE [Oord+17]

Vector Quantized VAE の略

潜在変数の事前分布/事後分布にカテゴリカル分布を仮定した VAE
→ データの再構築誤差最小化に基づく離散音声特徴量の学習



VQ 処理 (最も近い埋め込みに対応する index の獲得) は勾配計算不可
→ Backward path では VQ をスキップ (図中の赤線)

TTS/VC における応用例

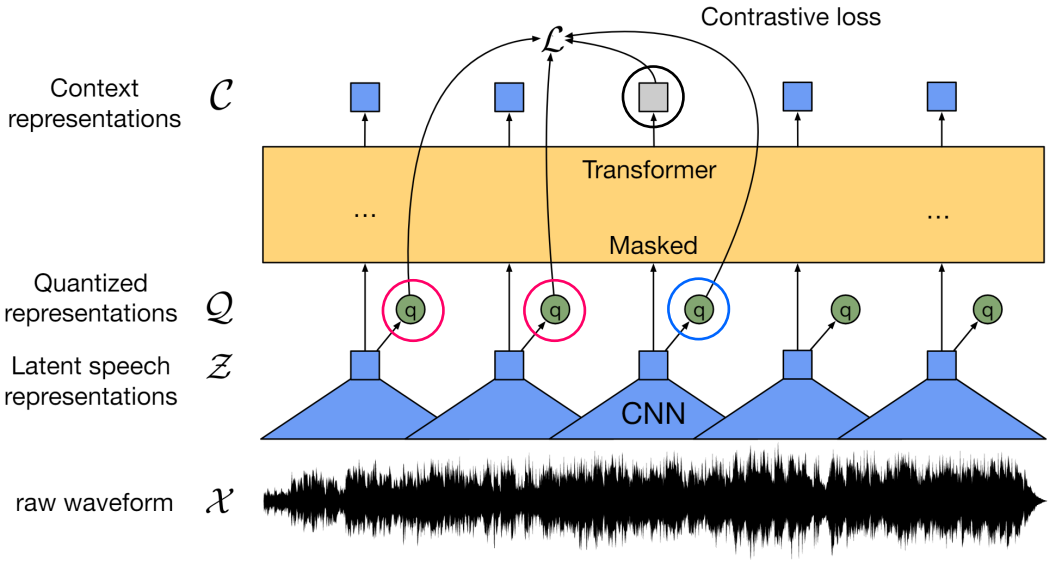
VQ-VAE 由来の特徴を活用したオーディオブック TTS [Nakata+22]

Acoustic unit discovery & VC [Niekerk+20]

代表的な音声 SSL: wav2vec 2.0 [Baevski+20]

対照学習に基づく音声表現学習

音声潜在表現 z の量子化表現 q と, z をマスクした状態で予測された文脈表現 c が対応付くように学習



◯から◯は予測できるが, ◯は予測できないようにする

多言語大規模音声データで学習された改良版: XLS-R [Babu+22]

音声認識・言語識別タスクで目覚ましい改善

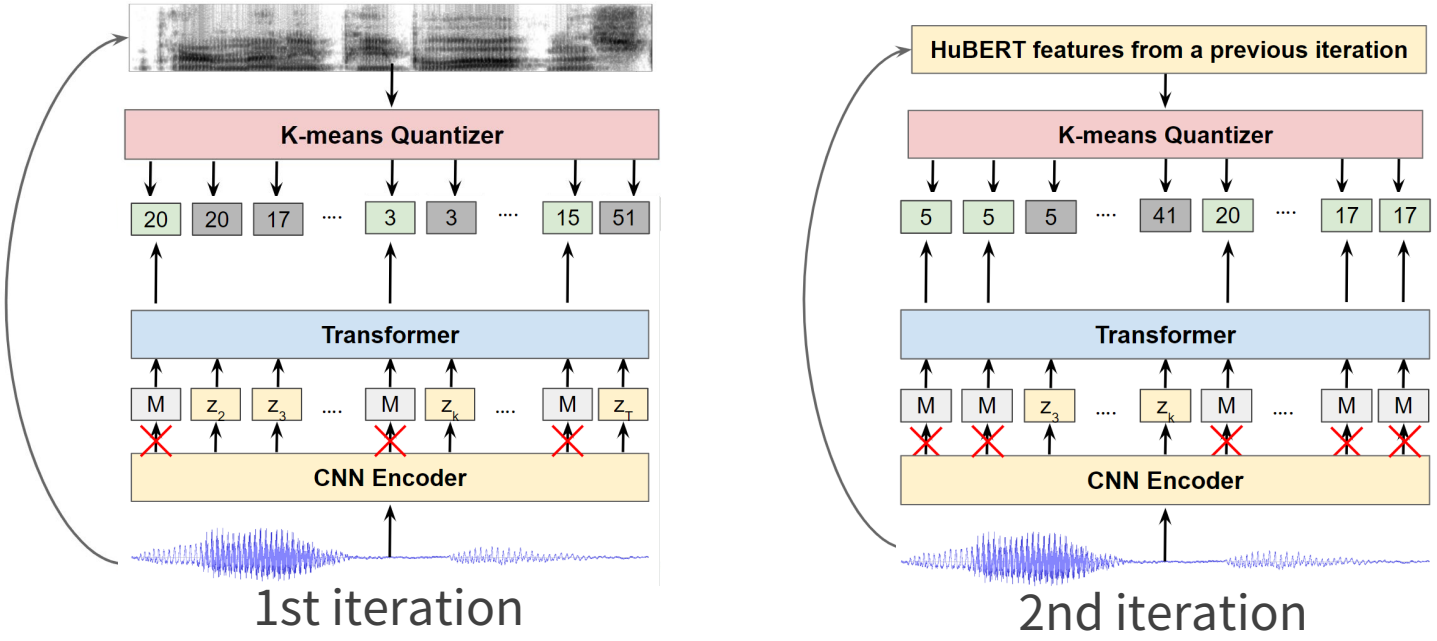
代表的な音声 SSL: HuBERT [Hsu+21]

2段階の MLM に基づく音声表現学習

(1) 音声波形から抽出された特徴量 (MFCC など) の離散表現を予測

(2) (1) で学習された特徴表現を離散化し, それを予測対象にして学習

離散化は k-means クラスタリングなどを用いて実施

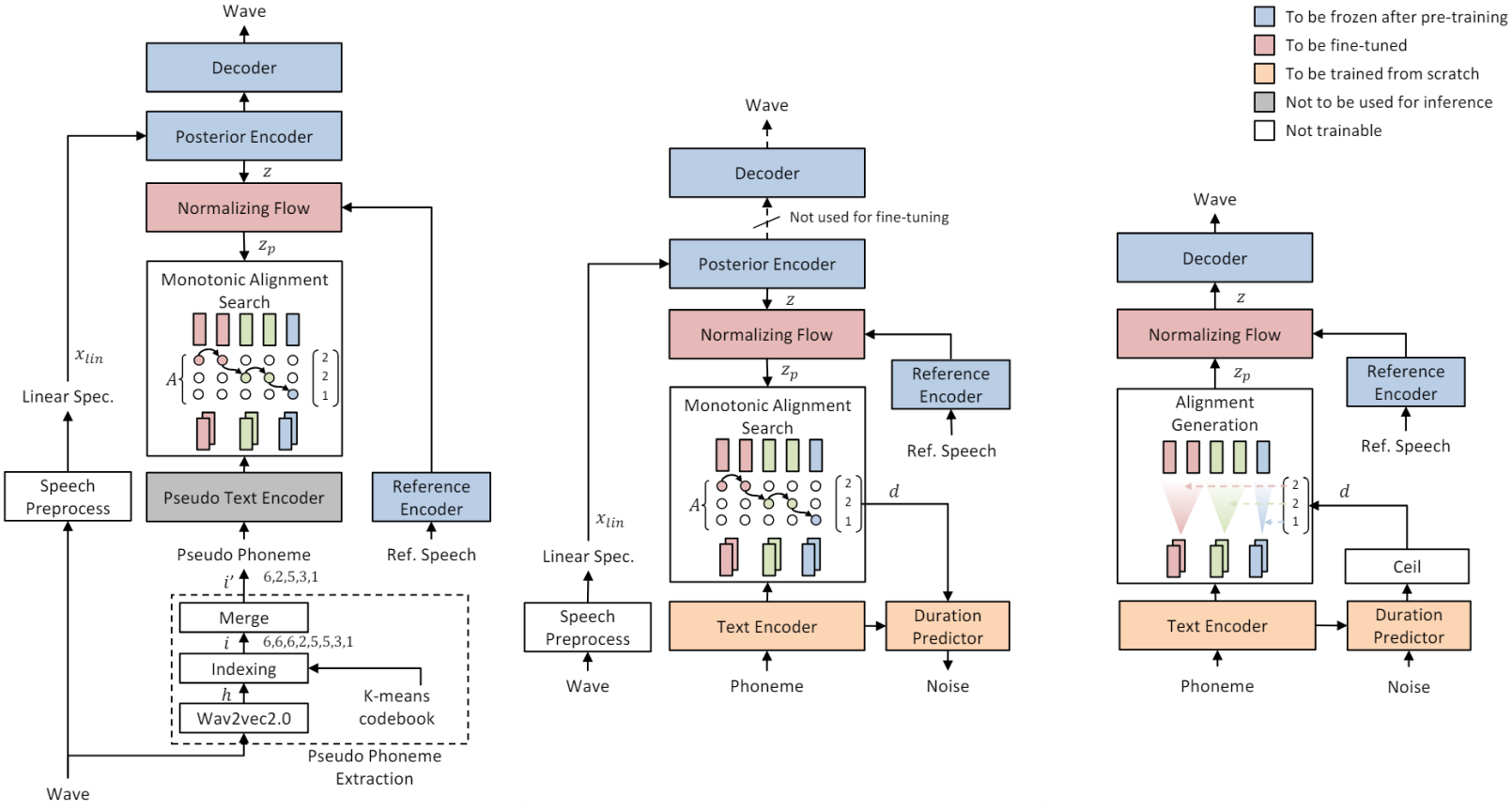


対雑音性能を上げた改良版: WavLM [Chen+22]

学習時に (疑似的に付与された) 雑音除去なども考慮

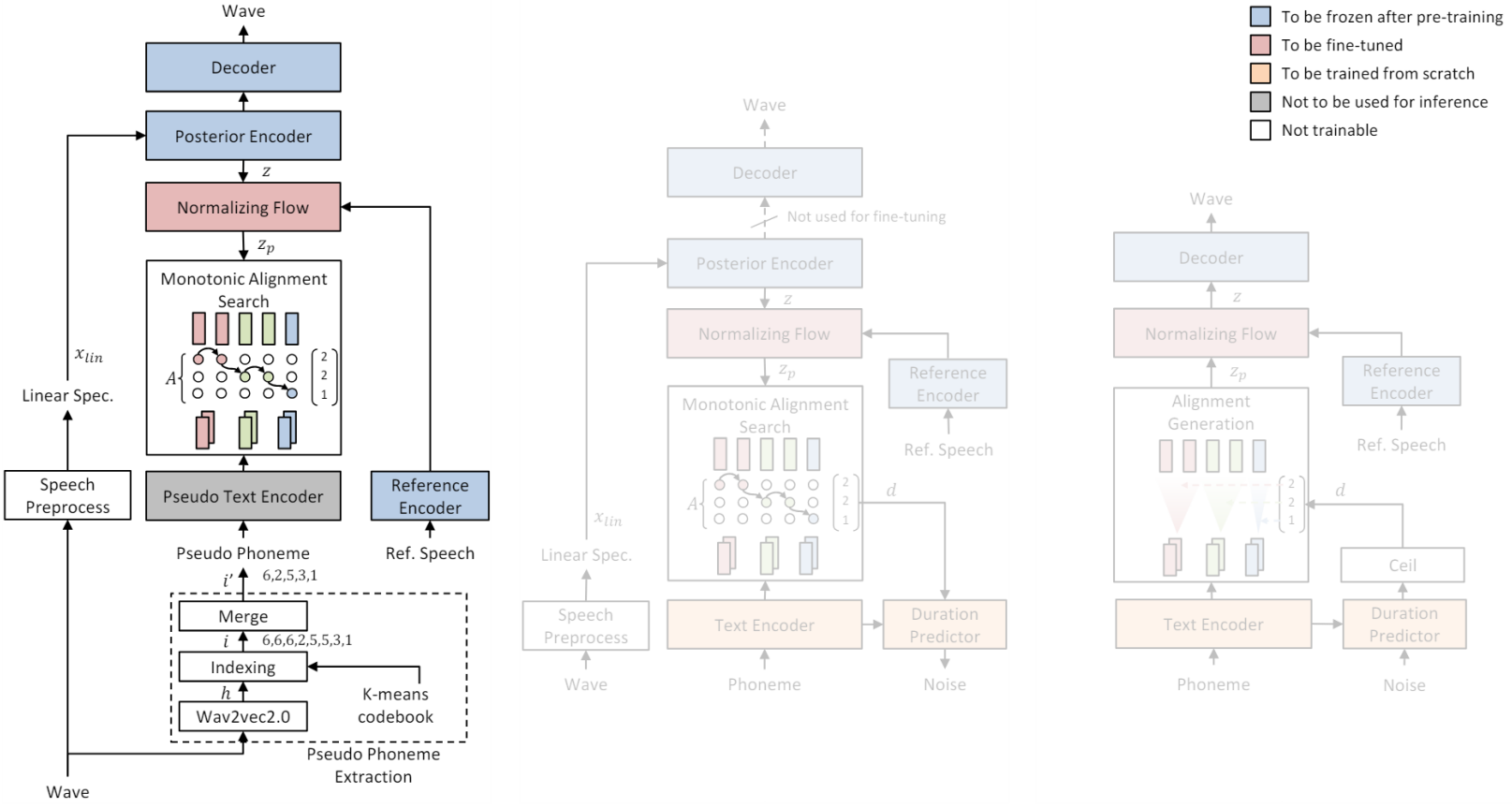
書き起こしなし大規模音声データを活用した TTS の転移学習 [Kim+22]

INTERSPEECH2022 の Best Student Paper Award 論文



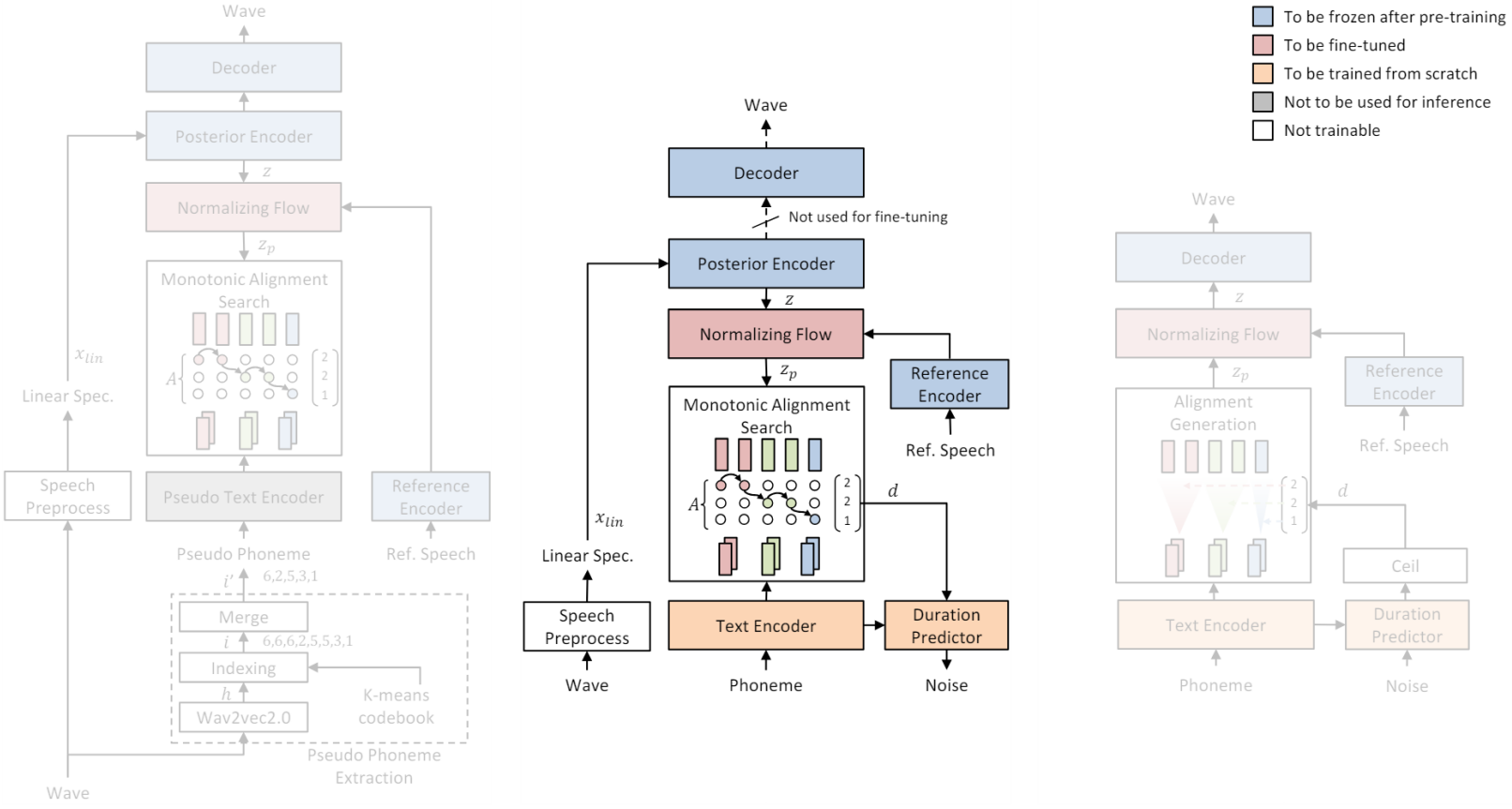
書き起こしなし大規模音声データを活用した TTS の転移学習 [Kim+22]

(1) 音声データのみを用いた事前学習



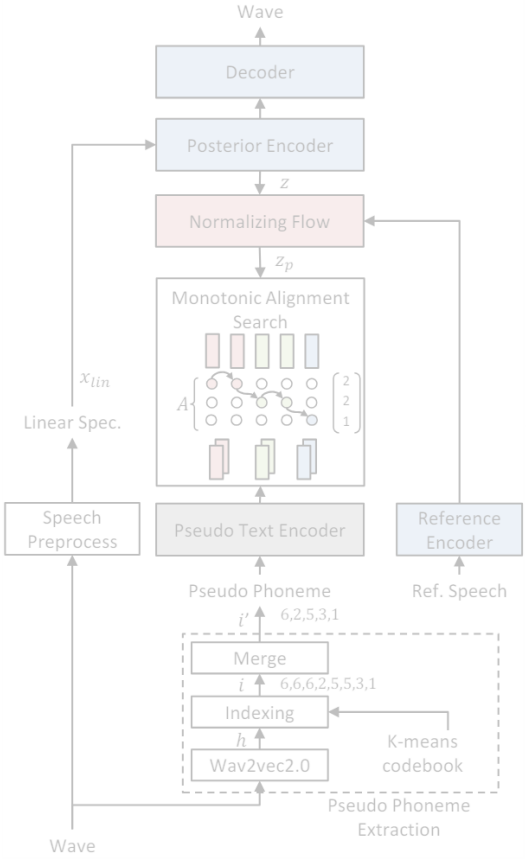
書き起こしなし大規模音声データを活用した TTS の転移学習 [Kim+22]

(2) (テキスト, 音声) のペアデータで fine-tuning (FT)

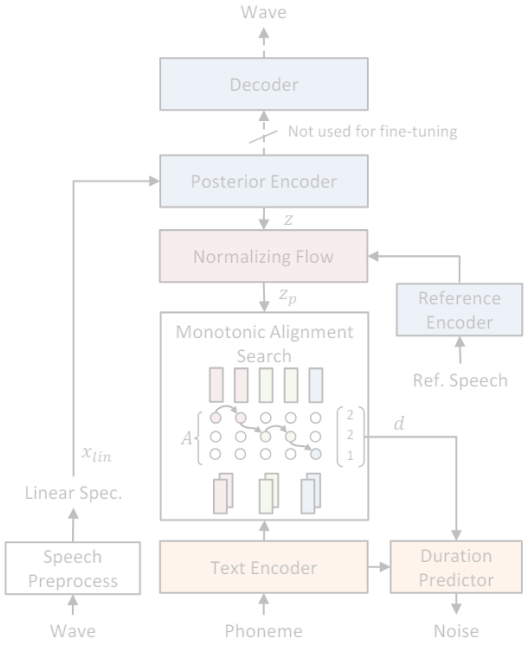


書き起こしなし大規模音声データを活用した TTS の転移学習 [Kim+22]

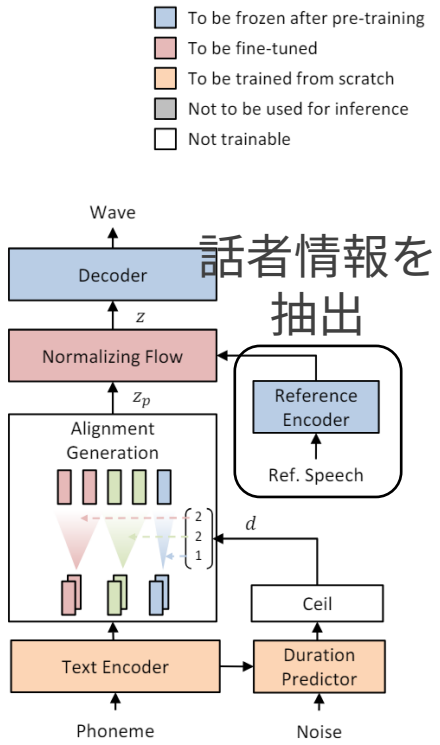
(3) 既知話者の音声で TTS or 未知話者の音声で zero-shot TTS



(a) *Pre-training procedure*



(b) *Fine-tuning procedure*

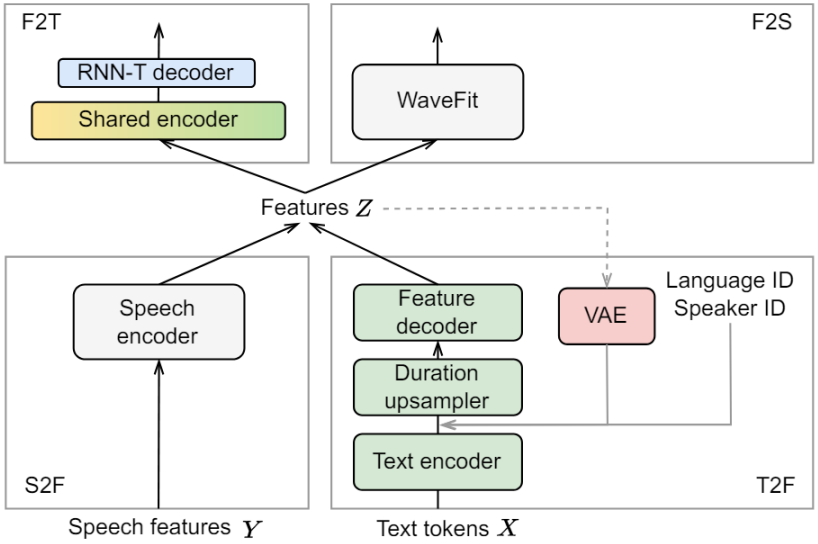


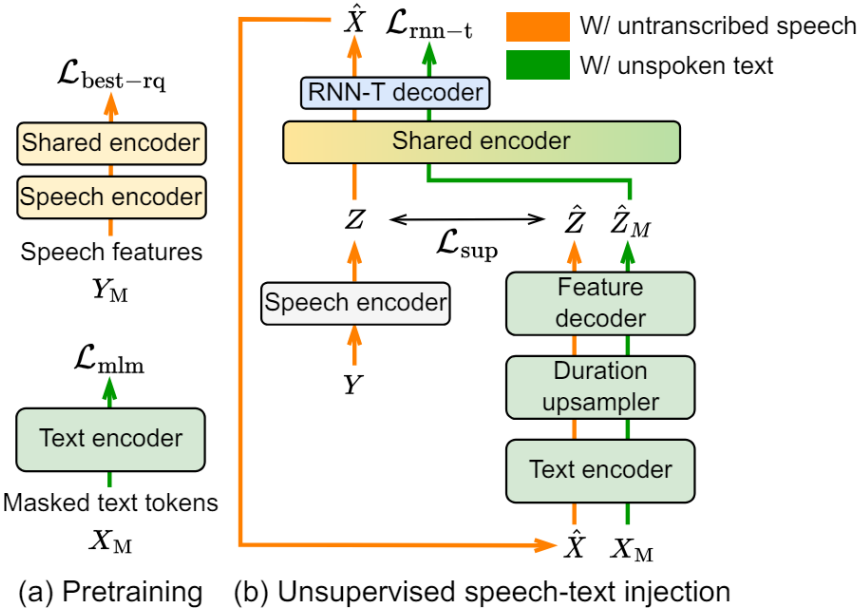
(c) *Inference procedure*

SSL を活用した超多言語 TTS [Saeki+TASLP24]

ここまで紹介した技術の全部載せ

書き起こしがない音声 & 読み上げられていないテキストも活用可能





音声サンプル → ここ から聴けます

本節のまとめ

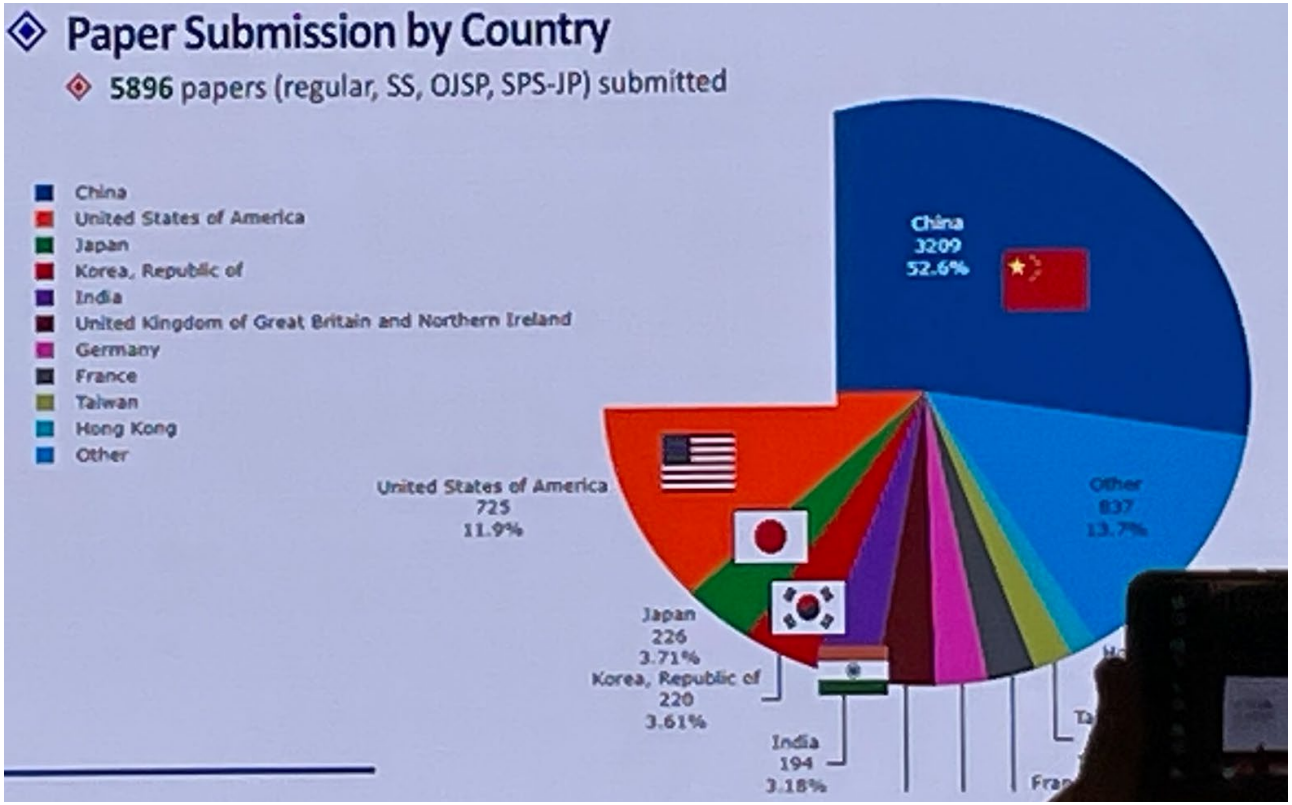
高品質な統計的音声合成を支える基盤技術を紹介

- Seq2seq 学習: 系列間のアラインメントをデータドリブンで学習
  - (Self-)Attention は数多くの TTS/VC モデルの根幹になりつつある
- 深層生成モデル: 音声の複雑な確率分布を表現する DNN
  - VAE, GAN, Flow, DDPM を紹介 (いずれも TTS/VC で広く活用)
- TTS/VCの教師なし or ノンパラレル学習: データ収集コストの削減
  - ASR の利用, 敵対学習の導入, SSL 特徴量の利用までを紹介

より深く学びたい人へ

- TTS 技術のサーベイ論文 → [Mu+21][Tan+21]
- VC 技術のサーベイ論文 → [Sisman+20]
- DGMs のサーベイ論文 → [Ruthotto+21]
- 音声 SSL のサーベイ論文 → [Mohamed+22]

(余談) 音声・音響研究コミュニティにおける日本のプレゼンス



分野のトップカンファレンス (ICASSP2024) の投稿件数ランキング
1. 中国 (3,209) > 2. アメリカ (725) > **3. 日本 (226)**

本講演の概要・目次

概要

統計的音声合成の基礎から, 深層学習に基づく最先端技術までを学ぶ.

DNN 音声合成

目次

統計的音声合成の評価

基本的には, 合成された音声を何らかの基準で評価

- c.f., 音声認識の場合: 認識精度 (正確に認識できたかどうか) を評価
- 音声合成の場合: 人間が合成音声を聴いて「良い」と思うかを評価
  - ここでの「良さ」は, どう定義されるか? どう評価されるか?

よく使われる主観評価指標

- 自然性 (naturalness): 合成音声が人間らしく聴こえるか?
- 話者類似性 (speaker similarity): 合成対象話者の声が再現できたか?
- etc. (その他, タスクに応じて設計される)

よく使われる主観評価方法

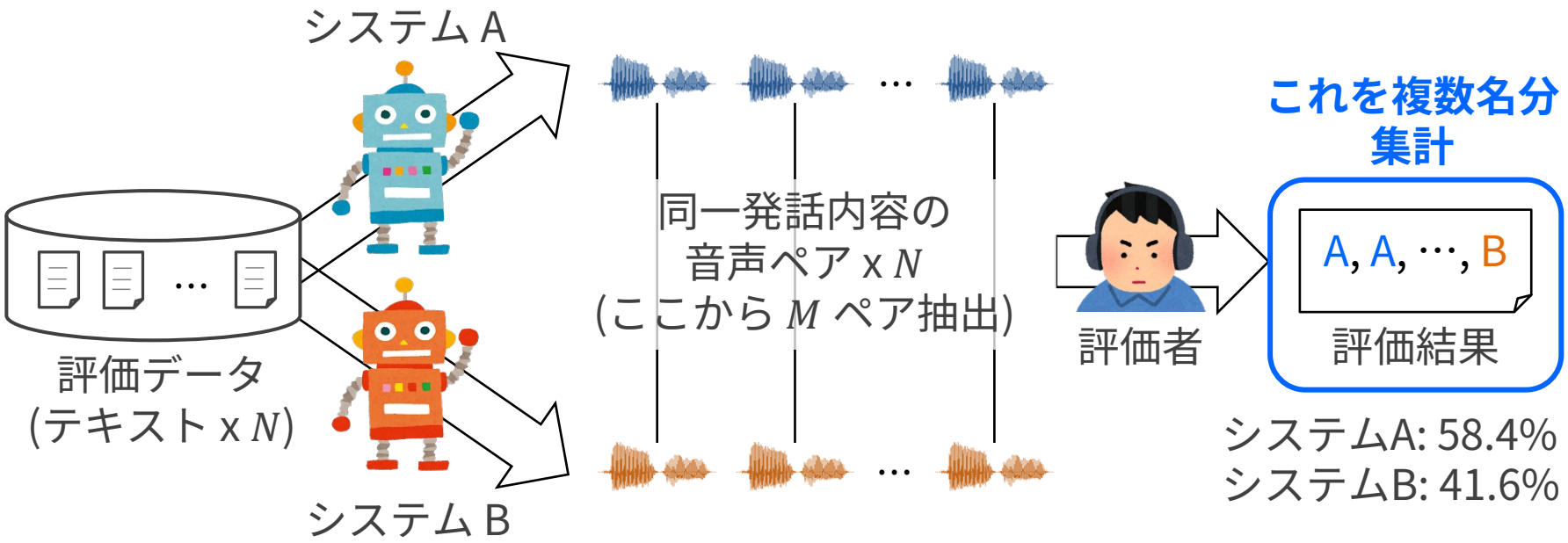
- プリファレンス (X)AB テスト: 2対比較
- Mean Opinion Score (MOS) テスト: (基本的には) 5段階評価

プリファレンス (X)AB テスト

音声合成システム A/B による合成音ペアをランダム順で評価

評価者は A/B どちらの音声が良いかを回答

見本 (参照となる音声) がある場合は, それを “X” として最初に提示し, A/B どちらの音声が X に近いかを評価 (XAB テスト)



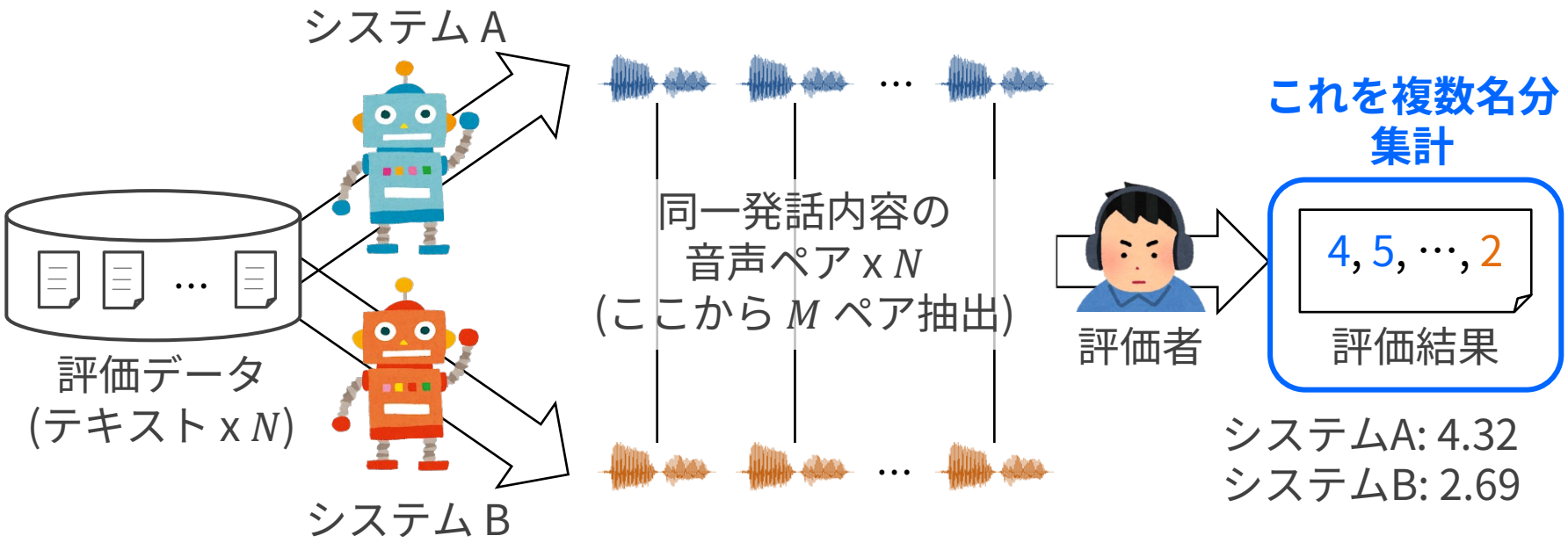
MOS テスト

ランダムな順で提示された単一の合成音を5段階で評価

評価者は合成音の品質を1 (非常に悪い) ~ 5 (非常に良い) で回答

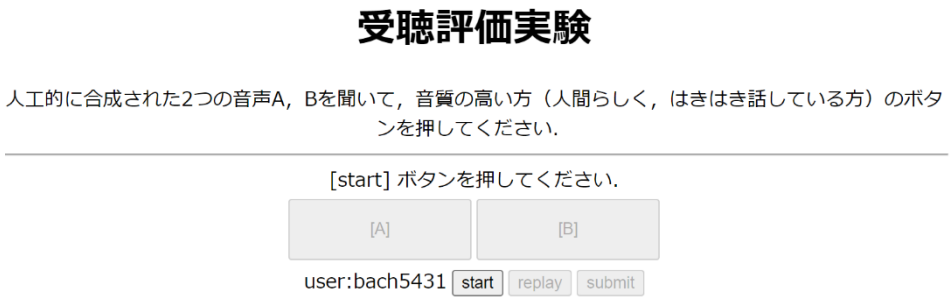
評価のスケールや基準は, 何を評価したいかに依存

AB テストとは異なり, 3つ以上のシステムを同時に評価可能

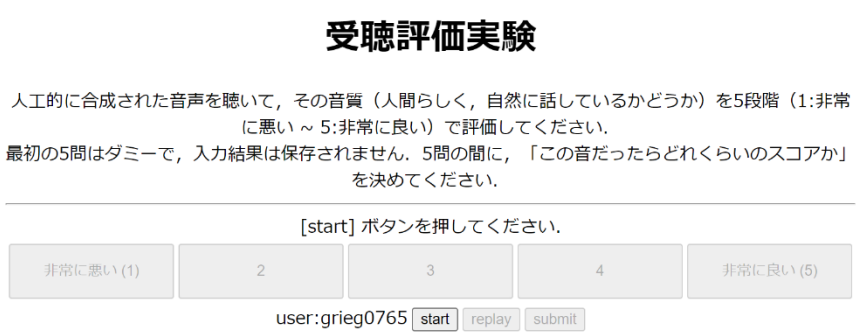


AB テストと MOS テスト, どちらを使う?

AB テスト



MOS テスト



😊 システム性能差の検出が容易

😩 比較したいシステム数に応じ,
必要な評価数がその2乗に比例

😊 システム性能差の解釈が容易

AB だと「差がある」ことしか
わからない

😩 システム性能差の検出が
困難なことも

性能がほぼ同じシステムを
比較する場合など

図は猿渡・齋藤研で実際に使用している評価ページのスクリーンショット

音声主観評価のデザイン

評価におけるバイアスを可能な限り除外する

- 特定の手法だけ意図的に有利・不利になるようにデザインすること

バイアスが低い (良い) 評価デザインの例

- 音素バランスがカバーされたテキストをランダムに選択して使う
- 各システムによる合成音を同数評価させる
- 評価者に静穏環境下・ヘッドホン着用で評価させる
- AB テストでは, 手法を提示する順番もシャッフルする
  - ある発話について, (A, B) だけでなく (B, A) の順番でも聴かせる

必要な評価数

- 1システムあたり150 ~ 200回程度評価されるようにする
- ただし, 1度の評価で提示する音声サンプルは多すぎないようにする (被験者が評価で疲れないように)

合成音の客観評価

主観評価の問題点

実施にかかるコスト (主にお金) が大きい

結果の再現性を担保することが困難 (そもそも不可能に近い)

代案: 計算機上で完結する (人間が介入しない) 客観評価

合成音の特徴を正確に予測できたかどうか

- 音源特徴の予測精度: (Log) F0 Root Mean Squared Error
- スペクトル特徴の予測精度: Mel-Cepstral Distortion
- 話者特徴の予測精度: 話者特徴ベクトルの類似度 (話者認識性能)

入力テキストを正確に反映できたかどうか

- 合成音を音声認識モデルに入力し, テキストと整合性が取れるかどうか

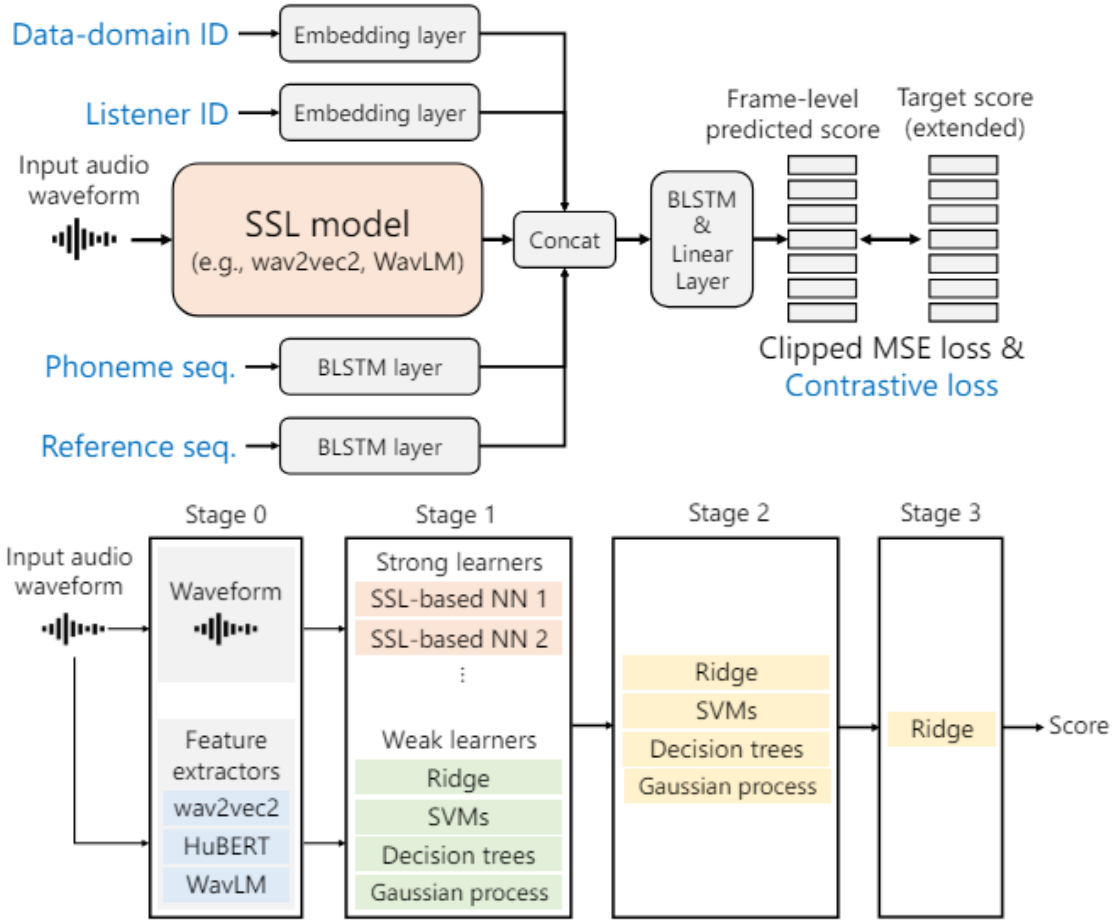
主観評価値予測モデルを使う

近年のホットトピック🔥🔥🔥

UTMOS [Saeki, Xin, Nakata+22]

VoiceMOS Challenge 2022 における有力モデル

音声主観評価品質予測の国際コンペティション (初回)



SpeechBERTScore [Saeki+IS24]

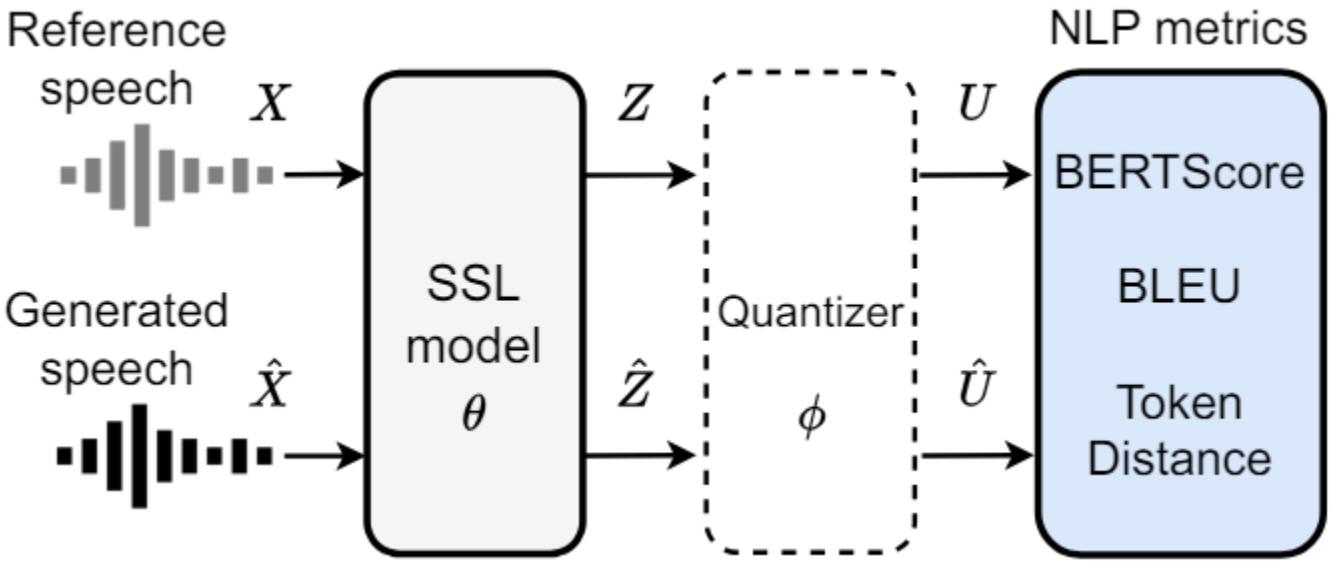
F0 RMSE や MCD などの reference-aware な予測法

SSL 特徴量を活用し, NLP における評価基準を合成音声の評価に導入

SSL 特徴量を量子化したものを NLP における “token” とみなす

人間の主観評価と良く相関 & 様々な主観評価設定でも適用可能

雑音を含む音声の評価, cross-lingual な評価, etc.



本節のまとめ

統計的音声合成の評価

- 基本的には: 合成された音声の品質を人間が主観評価
  - プリファレンス (X)AB テスト: 2システムを対比較
  - (D)MOS テスト: 各システムが合成した音声を 1 ~ 5 のスコアで評価
- コスト削減のために: 何らかの基準での客観評価
  - 音声特徴量の予測精度: MCD, F0 RMSE, etc.
  - 発話の明瞭さ・話者の再現精度: 音声認識・話者認識 (認証) 性能

近年の hot topic: 音声主観品質の自動予測

- 合成音声を入力し, その品質を予測する機械学習モデルを構築
- SSL 特徴量の活用により, 高精度な予測が達成可能になりつつある
  - ただし, 予測バイアスの考慮は未検討

より深く学びたい人へ

- 合成音声評価のサーベイ記事 → [Cooper+24]

本講演の概要・目次

概要

統計的音声合成の基礎から, 深層学習に基づく最先端技術までを学ぶ.

DNN 音声合成

目次

まとめ & 今後の研究潮流

本講演: 深層学習に基づく統計的音声生成 (DNN 音声合成)

統計的音声合成の基礎から, 近年の手法までを紹介

(私が考える) 今後の研究潮流

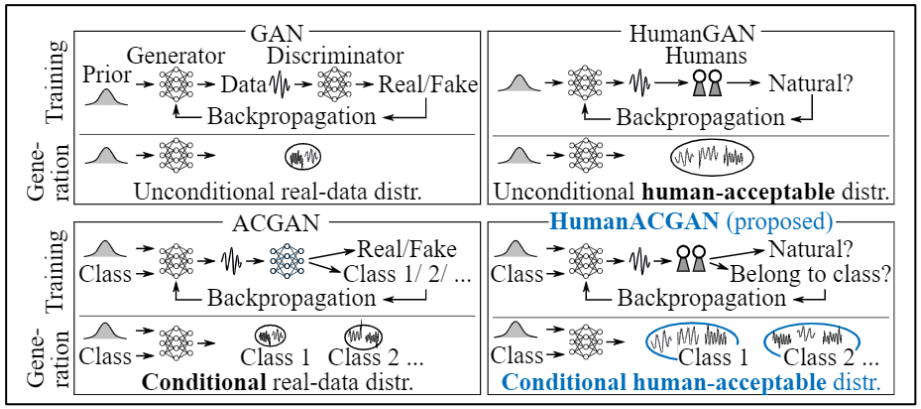
TTS/VC: (基本的には) 人間に聴かせてナンボの研究領域

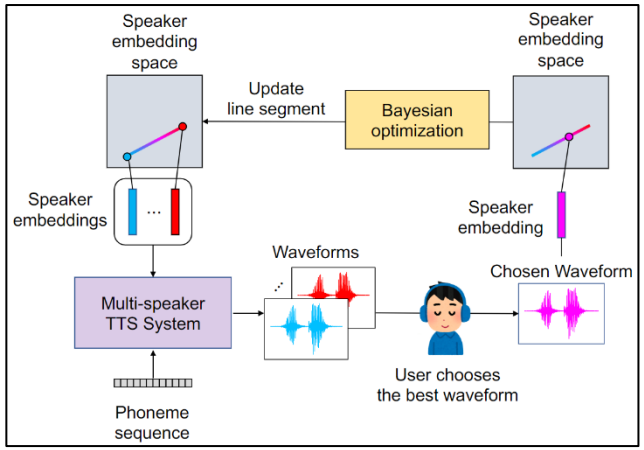
→ 人間をどうやって統計的音声生成の枠組みに取り入れるか?

最近の興味: 人間の知覚評価を取り入れた音響モデル学習・適応

e.g., HumanGANs [Fujii+20], Human-in-the-loop adaptation [Udagawa+22]

音声離散トークンを活用した TTS/VC も流行しつつある





参考文献リスト (1/5)

[Sagisaka88] Y. Sagisaga, "Speech synthesis by rule using an optimal selection of non-uniform synthesis units," In Proc. ICASSP, 1988.

[Stylianou+98] Y. Stylianou et al., "Continuous probabilistic transform for voice conversion," IEEE Trans. on ASLP, vol. 6, no. 9, 1998.

[Zen+09] H. Zen et al., "Statistical parametric speech synthesis," Speech Communication, vol. 51, no. 11, 2009.

[Tokuda+13] K. Tokuda et al., "Speech synthesis based on hidden Markov models," Proceedings of IEEE, vol. 101, no. 5, 2013.

[Toda+07] T. Toda et al., "Voice conversion based on maximum-likelihood estimation of spectral parameter trajectory," IEEE Trans. on ASLP, vol. 15, no. 8. 2007.

[Zen+13] H. Zen et al., "Statistical parametric speech synthesis using deep neural networks," In Proc. ICASSP, 2013.

[Desai+09] S. Desai et al., "Voice conversion using artificial neural networks," In Proc. ICASSP, 2009.

[Hunt+96] A. J. Hunt et al., "Unit selection in concatenative speech synthesis system using a large speech database," In Proc. ICASSP, 1996.

[Hojo+18] N. Hojo et al., "DNN-based speech synthesis using speaker codes," IEICE Trans. on Information and Systems, vol. E101-D, no. 2, 2018.

[Jia+18] Y. Jia et al., "Transfer learning from speaker verification to multispeaker text-to-speech synthesis," In Proc. NeurIPS, 2018.

[Mitsui+21] K. Mitsui et al., "Deep Gaussian process based multi-speaker speech synthesis with latent speaker representation," Speech Communication, vol. 132, 2021.

[Denes63] P. B. Denes, "The speech chain: The physics and biology of spoken language,“Bell Telephone Laboratories, 1963.

[Fujisaki96] H. Fujisaki, " Prosody, models, and spontaneous speech," Computing Prosody, Springer-Verlag, New York, 27—42. 1996.

[Ito+17] K. Ito et al., "The LJ Speech dataset," 2017.

[Zen+19] H. Zen et al., "LibriTTS: A corpus derived from LibriSpeech for text-to-speech," In Proc. INTERSPEECH, 2019.

参考文献リスト (2/5)

[Veaux+12] C. Veaux et al., "CSTR VCTK Corpus: English multi-speaker corpus for CSTR voice cloning toolkit," 2012.

[Sonobe+17] R. Sonobe et al., "JSUT corpus: free large-scale Japanese speech corpus for end-to-end speech synthesis," arXiv, 2017

[Takamichi+19] S. Takamichi et al., "JVS corpus: free Japanese multi-speaker voice corpus," arXiv, 2007.

[Kurihara+21] K. Kurihara et al., "Prosodic features control by symbols as input of sequence-to-sequence acoustic modeling for neural TTS," IEICE Trans. on Information and Systems, vol. E104.D, no. 2, 2021.

[Fujii+22] K. Fujii et al. "Adaptive end-to-end text-to-speech synthesis based on error correction feedback from humans," in Proc. APSIPA ASC, 2022.

[Morise+16] M. Morise et al., "WORLD: A vocoder-based high-quality speech synthesis system for real-time applications," IEICE Trans. on Information and Systems, vol. E99.D, no. 7, 2016.

[Tan+21] X. Tan et al., "A survey on neural speech synthesis," arXiv, 2021.

[Imai+83] S. Imai et al., "Mel log spectrum approximation (MLSA) filter for speech synthesis," Electronics and Communications in Japan (Part I: Communications), vol. 66, no. 2, 1983.

[Griffin+84] D. Griffin et al., "Signal estimation from modified short-time Fourier transform," IEEE Trans. on ASSP, vol. 32, no. 2, 1984.

[Oord+16] A. v. D. Oord et al., "WaveNet: A generative model for raw audio," In Proc. SSW, 2016.

[Tamamori+17] A. Tamamori et al., "Speaker-dependent WaveNet vocoder," In Proc. INTERSPEECH, 2017.

[Hayashi+17] T. Hayashi et al., "An investigation of multi-speaker training for WaveNet vocoder," In Proc. ASRU, 2017.

[Mu+21] Z. Mu et al., "Review of end-to-end speech synthesis technology based on deep learning," arXiv: 2021.

[Wang+17] Y. Wang et al., "Tacotron: Towards end-to-end speech synthesis," In Proc. INTERSPEECH, 2017.

[Sotelo+17] J. Sotelo et al., "Char2Wav: End-to-end speech synthesis," In Proc. ICLR Workshop, 2017.

[Ping+19] W. Ping et al., "ClariNet: Parallel wave generation in end-to-end text-to-speech," In Proc. ICLR, 2019.

[Weiss+21] R. J. Weiss et al., "Wave-Tacotron: Spectrogram-free end-to-end text-to-speech synthesis," In Proc. ICASSP, 2021.

参考文献リスト (3/5)

[Mehta+22] S. Mehta et al., "Neural HMMs are all you need (for high-quality attention-free TTS)," In Proc. ICASSP, 2022.

[Hsu+18] W.-N. Hsu et al., "Hierarchical generative modeling for controllable speech synthesis," In Proc. ICLR, 2019.

[Watanabe+23] A. Watanabe et al., "Mid-attribute speaker generation using optimal-transport-based interpolation of gaussian mixture models," in Proc. ICASSP, 2023.

[Ren+21] Y. Ren et al., "FastSpeech 2: Fast and high-quality end-to-end text to speech," In Proc. ICLR, 2021.

[Sutskever+14] I. Sutskever et al., "Sequence to sequence learning with neural networks," In Proc. NIPS, 2014.

[Luong+15] M.-T. Luong et al., "Effective approaches to attention-based neural machine translation," In Proc. EMNLP, 2015.

[Vaswani+17] A. Vaswani et al., "Attention is all you need," In Proc. NIPS, 2017.

[Ren+19a] Y. Ren et al., "FastSpeech: Fast, robust and controlalble text-to-speech," In Proc. NeurIPS, 2019.

[Hayashi+21] T. Hayashi et al., "Non-autoregressive sequence-to-sequence voice conversion," In Proc. ICASSP, 2021.

[Ruthotto21] L. Ruthotto et al., "An introduction to deep generative modeling," arXiv, 2021.

[Kingma+14] D. P. Kingma et al., "Auto-encoding variational Bayes," In Proc. ICLR, 2014.

[Goodfellow+14] I. J. Goodfellow et al., "Generative adversarial nets," In Proc. NIPS, 2014.

[Rezende+15] D. Rezende et al., "Variational inference with normalizing flow," In Proc. ICML, 2015.

[Ho+20], J. Ho et al., "Denoising Diffusion Probabilistic Models," In Proc. NeurIPS, 2020.

[Tjandra+20] A. Tjandra et al., "Machine Speech Chain," IEEE/ACM Trans. on ASLP, vol. 28, 2020.

[Ren+19b] Y. Ren et al., "Almost unsupervised text-to-speech and automatic speech recognition," In Proc. ICML, 2019.

[Zhang+20] J.-X. Zhang et al., "Voice conversion by cascading automatic speech recognition and text-to-speech synthesis with prosody transfer," In Proc. of Joint Workshop for Blizzard Challenge and Voice Conversion Challenge 2020, 2020.

[Chou+18] J.-c. Chou et al., "Multi-target voice conversion without parallel data by adversarially learning disentangled audio representations," In Proc. INTERSPEECH, 2018.

参考文献リスト (4/5)

[Kaneko+18] T. Kaneko et al., "CycleGAN-VC: parallel-data-free voice conversion using cycle-consistent adversarial networks," In Proc. EUSIPCO, 2018.

[Kameoka+18] H. Kameoka et al., "StarGAN-VC: Non-parallel many-to-many voice conversion with star generative adversarial networks," In Proc. SLT, 2018.

[Devlin+18] J. Devlin et al., "BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding," in Proc. NAACL, 2019.

[Radford+18] A. Radford et al., "Improving language understanding by generative pre-training," Technical Report, 2018.

[Oord+17] A. v. d. Oord et al., "Neural discrete representation learning," in Proc. NIPS, 2017.

[Baevski+20] A. Baevski et al., "wav2vec 2.0 A framework for self-supervised learning of speech representations," in Proc. NeurIPS, 2020.

[Hsu+21] W.-N. Hsu et al., "HuBERT: Self-supervised speech representation learning by masked prediction of hidden units," IEEE/ACM Trans. on ASLP, vol. 29, 2021.

[Ray23] P. P. Ray et al., "ChatGPT: A comprehensive review on background, applications, key challenges, bias, ethics, limitations and future scope," Internet of Things and Cyber-Physical Systems, vol. 3, 2023.

[Saito+23IS] Y. Saito et al., "ChatGPT-EDSS: Empathetic dialogue speech synthesis trained from ChatGPT-derived context word embeddings," in Proc. INTERSPEECH, 2023.

[Nakata+22] W. Nakata et al., "Predicting VQVAE-based character acting style from quotation-annotated text for audiobook speech synthesis," in Proc. INTERSPEECH, 2022.

[Niekrek+20] B. v. Niekerk et al., "Vector-quantized neural networks for acoustic unit discovery in the ZeroSpeech 2020 challenge," in Proc. INTERSPEECH, 2020.

[Babu+22] A. Babu et al., "XLS-R: Self-supervised cross-lingual speech representation learning at scale," in Proc. INTERSPEECH, 2022.

[Chen+22] S. Chen et al., "WavLM: Large-scale self-supervised pre-training for full stack speech processing," IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, vol. 16, no. 6, 2022.

参考文献リスト (5/5)

[Kim+22] M. Kim et al., "Transfer learning for low-resource text-to-speech using a large-scale unlabeled speech corpus," in Proc. INTERSPEECH, 2022.

[Saeki+TASLP24] T. Saeki et al., "Text-inductive graphone-based language adaptation for low-resource speech synthesis," IEEE/ACM Trans. on ASLP, vol. 32, 2024.

[Sisman+21] B. Sisman et al., "An overview of voice conversion and its challenges: From statistical modeling to deep learning," IEEE/ACM Trans. on ASLP, vol. 29, 2021.

[Ruthotto+21] L. Ruthotto et al., "An introduction to deep generative modeling, GAMM-Mitteilungen," vol. 44, no. 2, 2021

[Mohamed+22] A. Mohamed et al., "Self-supervised speech representation leaning: A review," IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, vol. 16, no. 6, 2022.

[Saeki, Xin, Nakata+22] T. Saeki*, D. Xin*, W. Nakata* et al., "UTMOS: Utokyo-SaruLab system for VoiceMOS Challenge 2022," in Proc. INTERSPEECH, 2022. (*: equal contribution)

[Saeki+IS24] T, Saeki et al., "SpeechBERTScore: Reference-aware automatic evaluation of speech generation leveraging NLP evaluation metrics," in Proc. INTERSPEECH, 2024.

[Cooper+24] E. Cooper et al., "A review on subjective and objective evaluation of synthetic speech," Acoustical Science and Technology, 2024.

[Fujii+20] K. Fujii et al., "HumanGAN: generative adversarial network with human-based discriminator and its evaluation in speech perception modeling," In Proc. ICASSP, 2020.

[Udagawa+22] K. Udagawa et al., “Human-in-the-loop speaker adaptation for DNN-based multi-speaker TTS," in Proc. INTERSPEECH, 2022.