

非線形ワークショップ
2022 夏の大会

Session A

2022.8.29 16:00-17:40

入力と出力の同時性

D. Hebb



Hebb則

入力どうしの同時性

塚田稔



時空間学習則

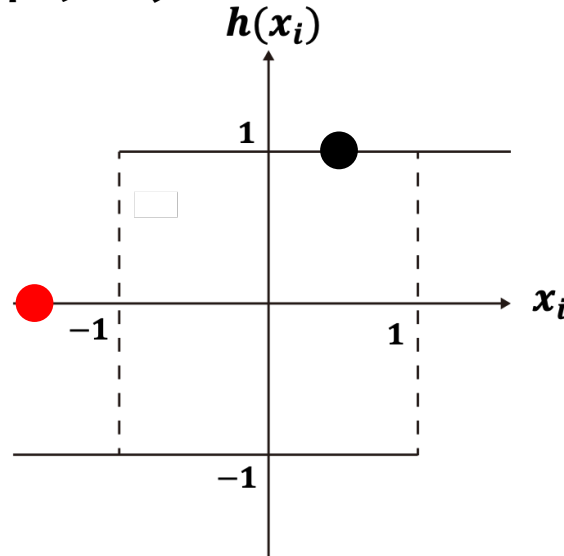
・ シンプルヒステリシスネットワーク

● 平衡点

$$p_i(t) = - \sum_{j=1}^M w_{ij} y_j(t) + \theta_i$$



入力特徴を反映するよう変更

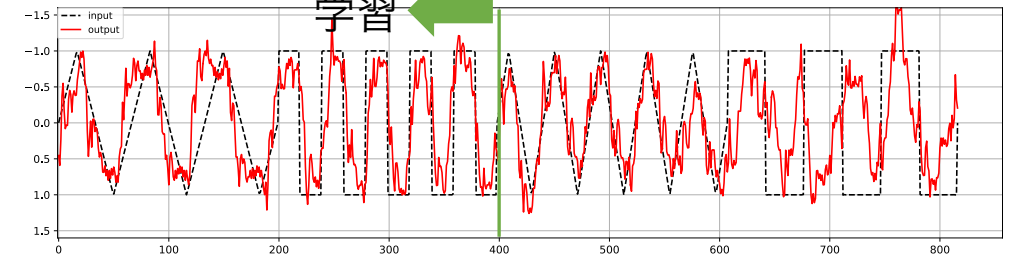


● 新規平衡点

$$P_i(t) = -a * \sum_{j=1}^M W_{res}^{res}{}_{ij} y_i(t) - b * y_i(t) + c * \tanh(W_{res}^{in}{}_{i} (u(t) - u(t - 1)) + \delta U(t))$$

$$U(t) = \tanh(W_{res}^{in}{}_{i} (u(t - 1) - u(t - 2)) + \delta U(t - 1))$$

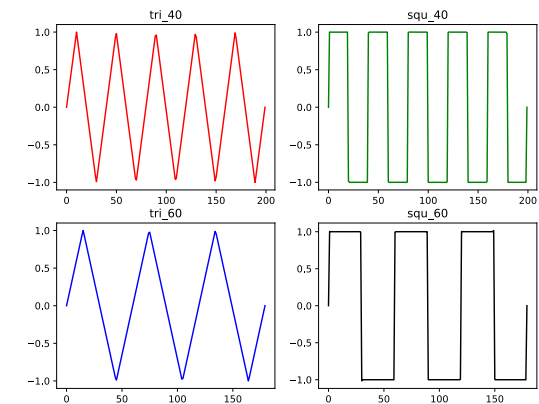
横軸：タイムステップ --- 入力 — 出力



複数信号の学習

入力信号とコサイン類似度

入力信号の組み合わせ	コサイン類似度
tri_40+tri_60	0.87
tri_60+tri_40	0.82
squ_40+tri_40	0.7
squ_40+tri_60	0.65
tri_40+squ_40	0.61
tri_60+squ_40	0.58



入力系列の考察

無線スパイクングニューラルネットワークの研究開発

A03 千葉大学 関屋・グエン研究室 長澤龍司

研究背景

WiBIC(Wireless Brain-Inspired Computing)
SNNとIoTネットワークを統合した情報処理
プラットフォーム

実現にはSNNの無線化が必要

従来研究

802.15.4e規格の無線端末による無線SNNの実現[1]

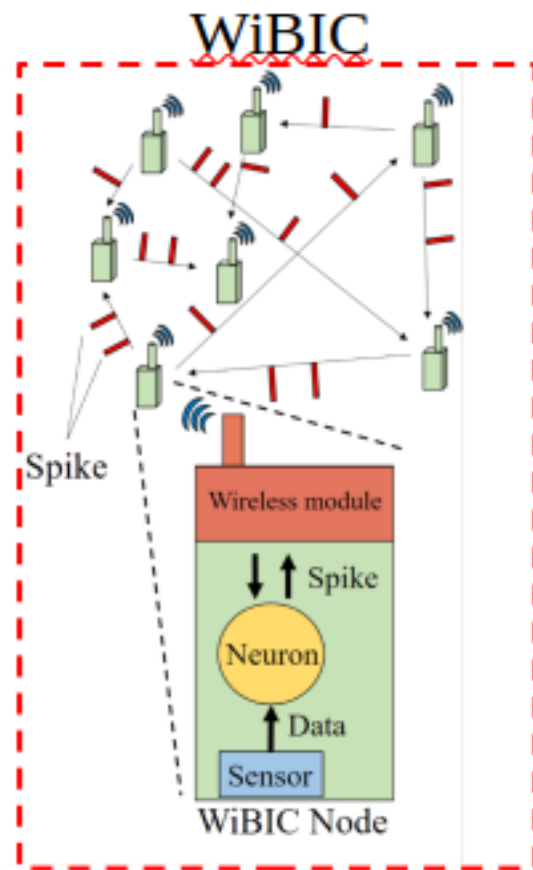
問題点

キャリアセンスによって複数端末からの同時送信不可

スパイクングニューラルネットワークの特徴の喪失

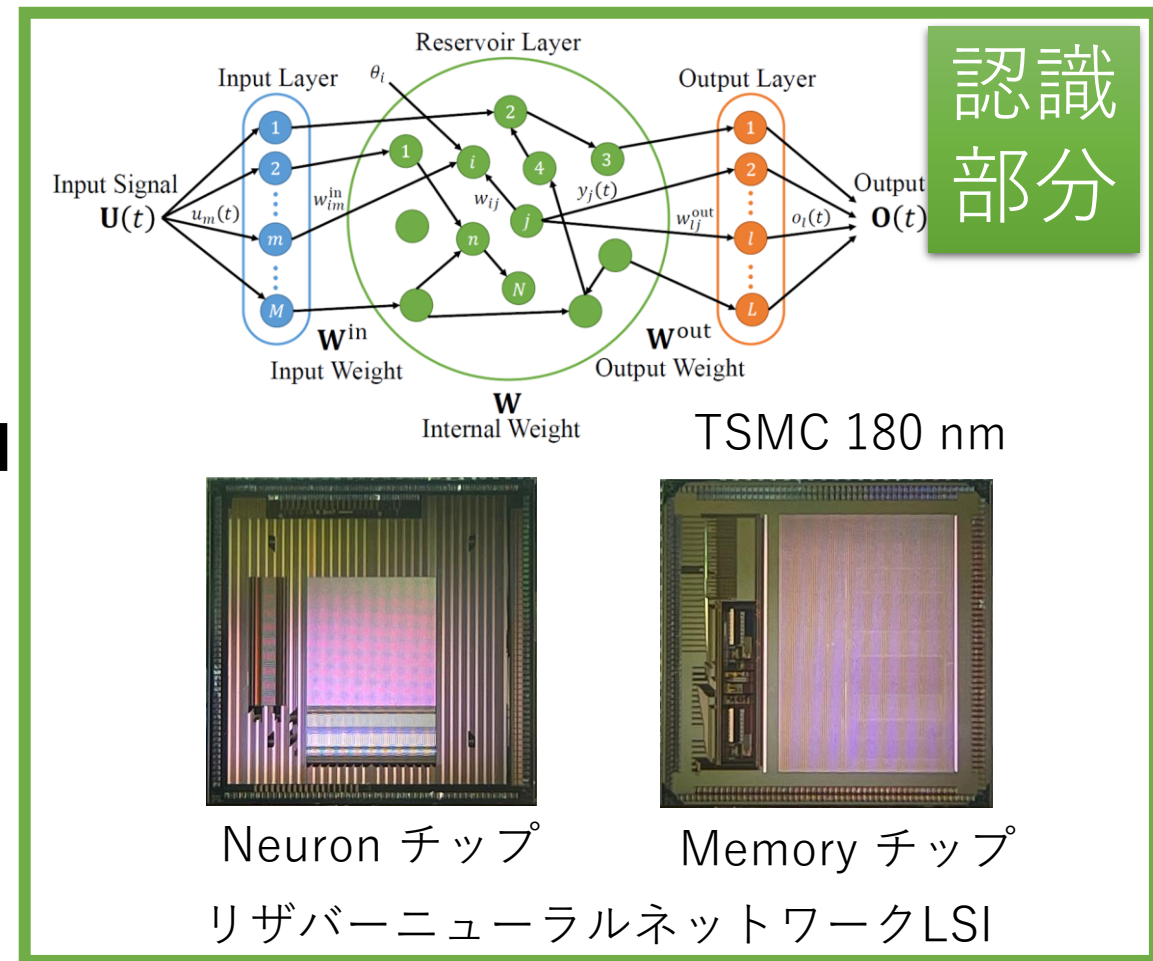
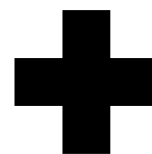
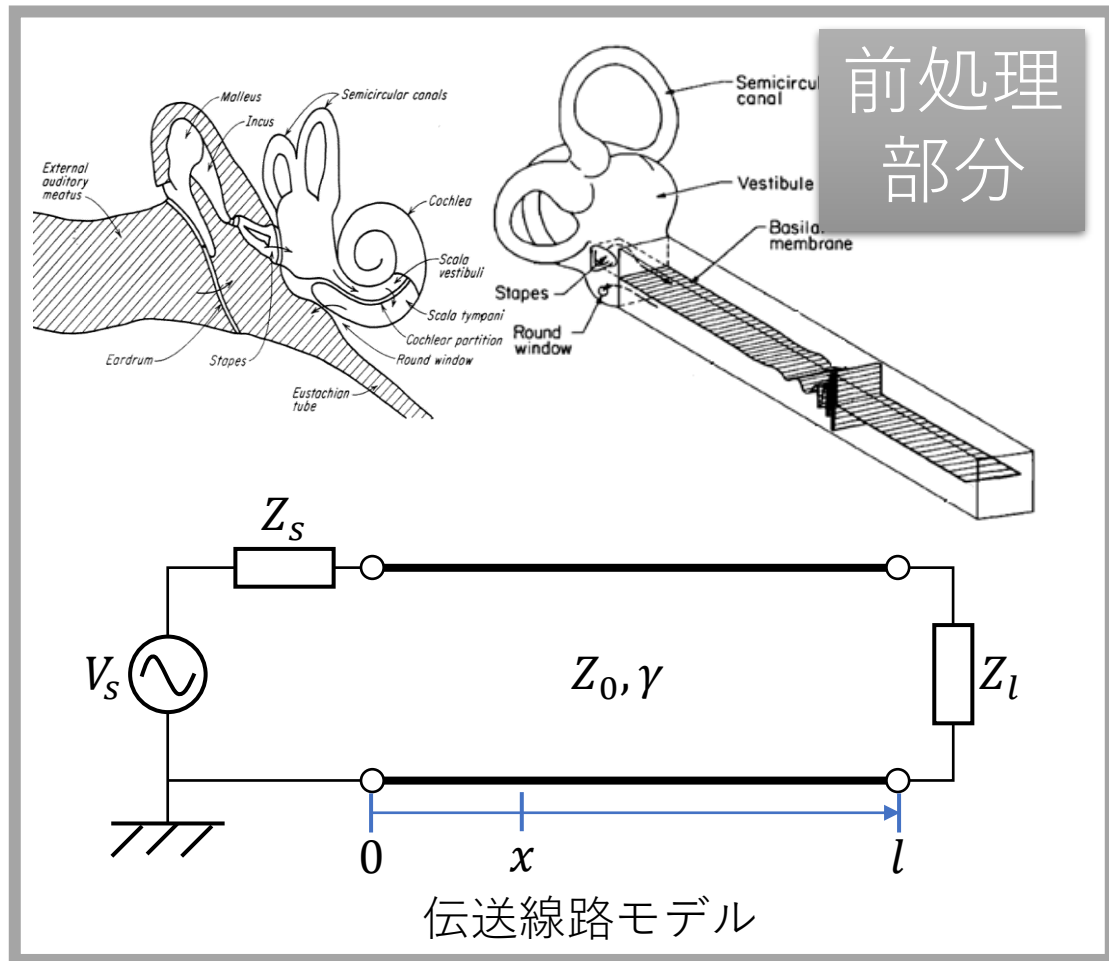
本発表

同時送信可能な無線通信端末を用いた
無線スパイクングニューラルネットワークの検討



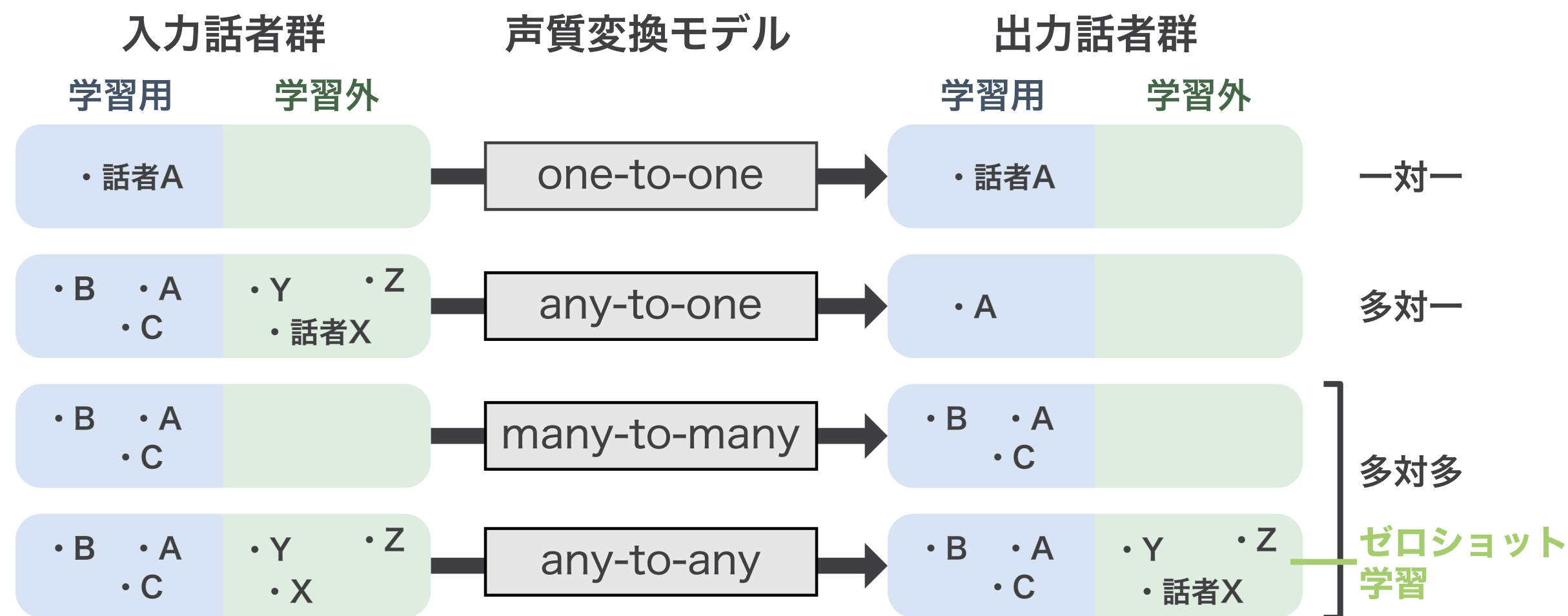
[1] R. Hiraoka, K. Matsumoto, K. Nguyen, H. Torikai, and H. Sekiya, "Implementation of spiking neural network with wireless communications," in Proc. Int. Conf. Neural Info. Process. pp. 619-626. Springer, Cham, 2019

蝸牛無反射伝送線路モデルの設計手法確立と エッジ向け音声認識システムへの応用



ゼロショット学習による多対多声質変換の実現

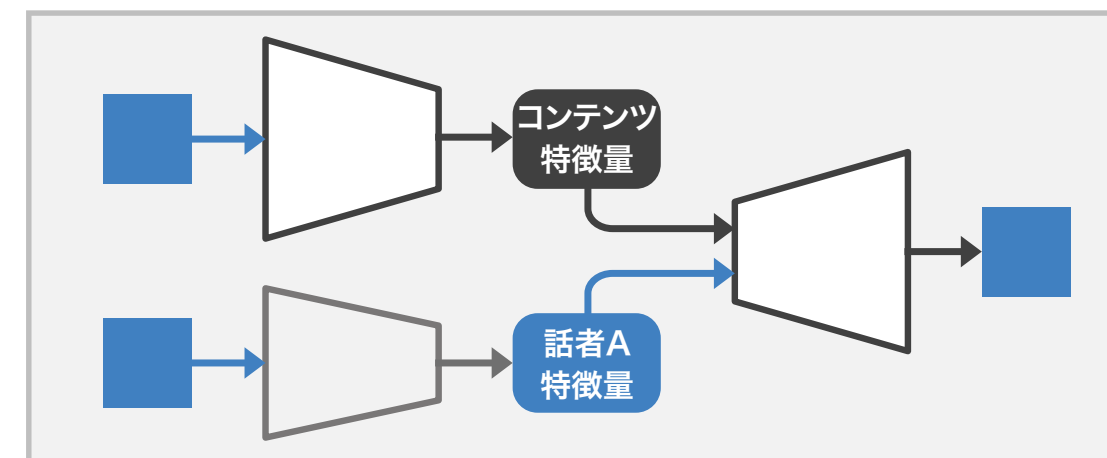
東京都市大学 神野研究室 M2 布川 大知



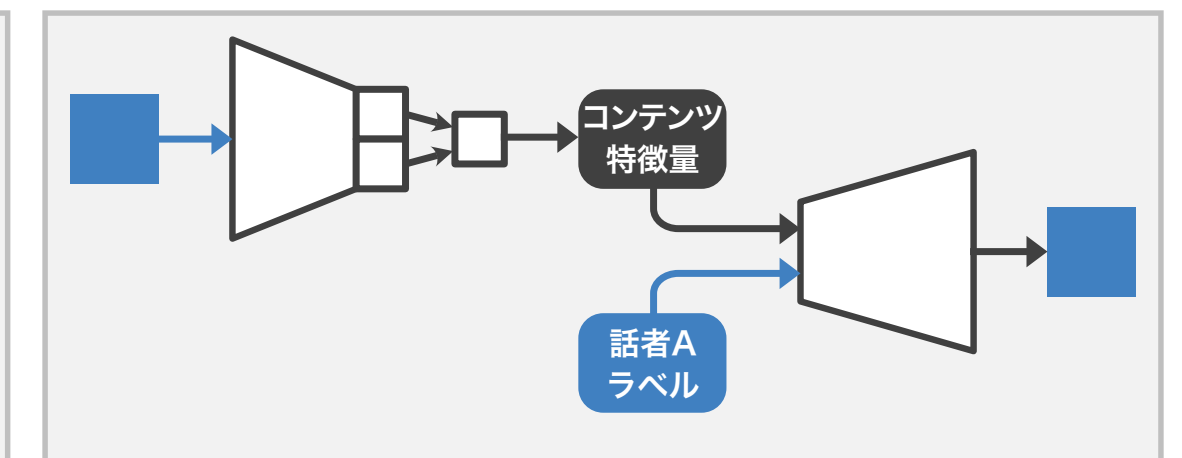
未知の話者間の変換ができる**Any-to-Any**変換を実現したい

- AutoVC^[1]などの手法が提案されているが、データへの依存が大きく低品質であることが課題
- 一方でMany-to-Manyを実現するACVAE-VC^[2]では高品質なものの変換できる話者に制限がある

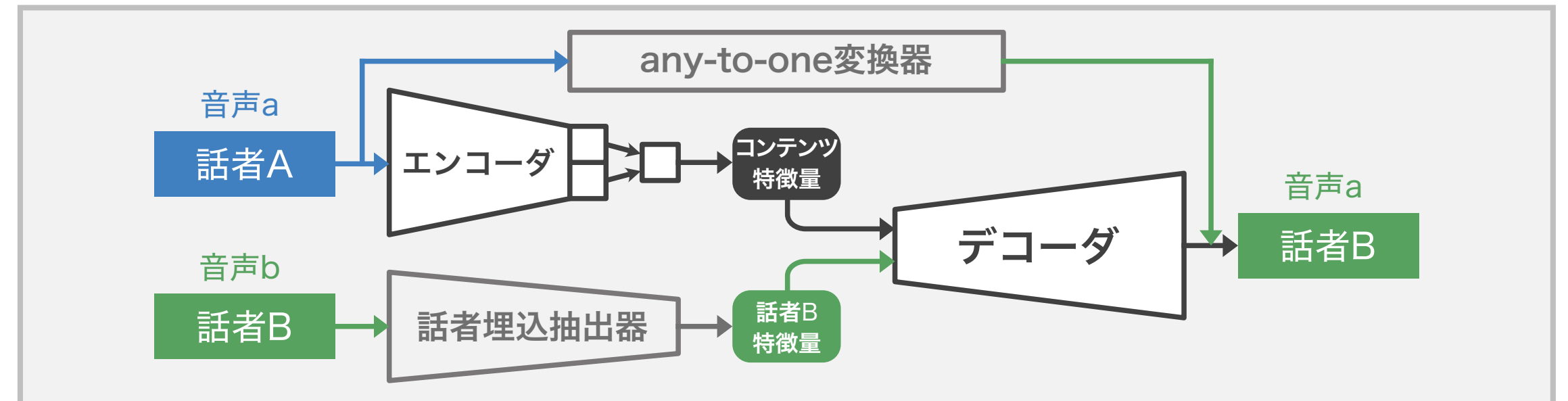
▶ AutoVC



▶ ACVAE-VC



▶ 提案するモデル



上記モデルを用いることで、ACVAE-VCの品質を維持したまま**Any-to-Anyに拡張**できると考えて実験を行っている

[1] K. Qian, et al. "AutoVC: Zero-shot voice style transfer with only autoencoder loss." International Conference on Machine Learning. PMLR, 2019.

[2] H. Kameoka, et al. "ACVAE-VC: Non-parallel voice conversion with auxiliary classifier variational autoencoder." IEEE/ACM Trans. on Audio, Speech, and Lang. Proc. 27.9 (2019): 1432-1443.

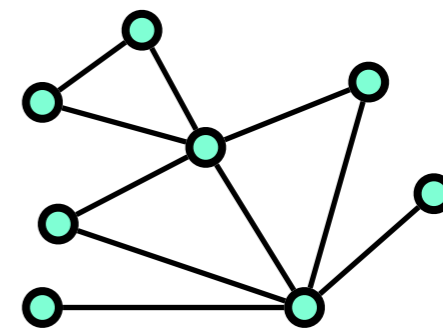
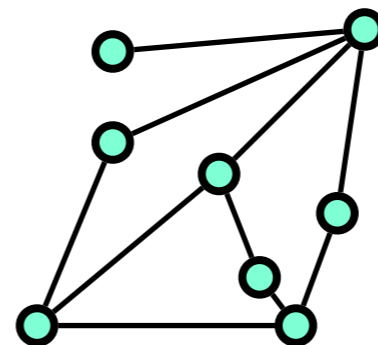
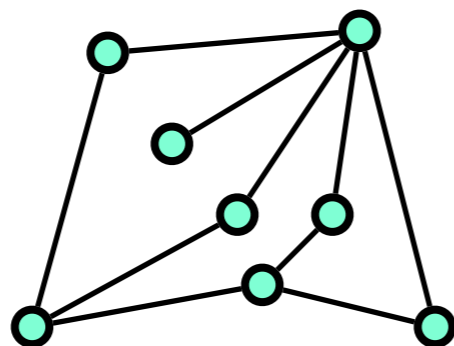
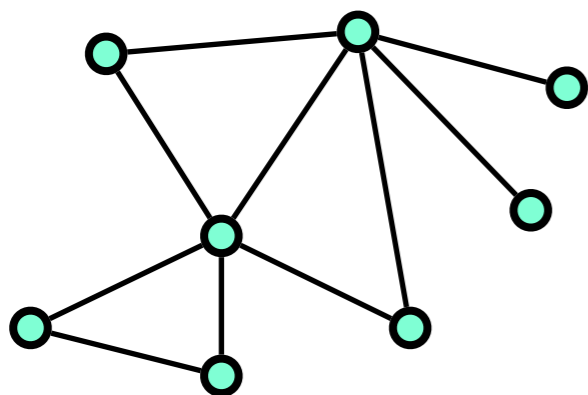
初めに言があった. ...

TreeTagger

MeCab

spaCy

RNNTagger



形態素解析ツールによって結果が異なる

Introduction to "Design and Prototyping of a Software Defined Vehicular Networking"

A07 千葉大学 関屋・グエン研究室 研究生 Chen Jiayang

Background

VANET:

Communication among vehicles



SDN:

Centralized and programmatical network control



Problem: Only simulation results

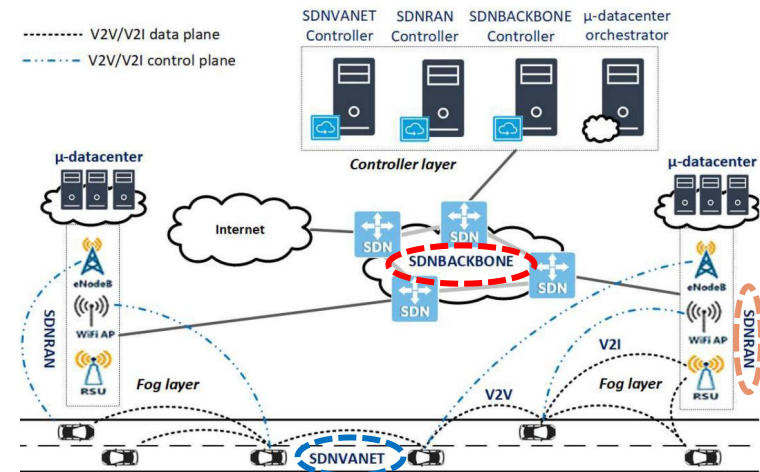
This research

Propose the design of a complete SDV Network prototype.

Methodology

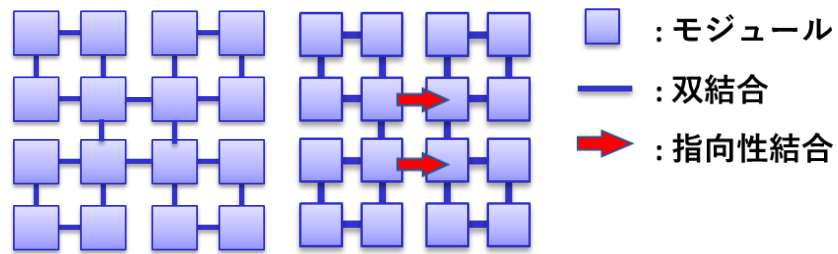
- SDN BACKBONE layer
- SDN RAN layer
- SDN VANET layer

SDVN structure

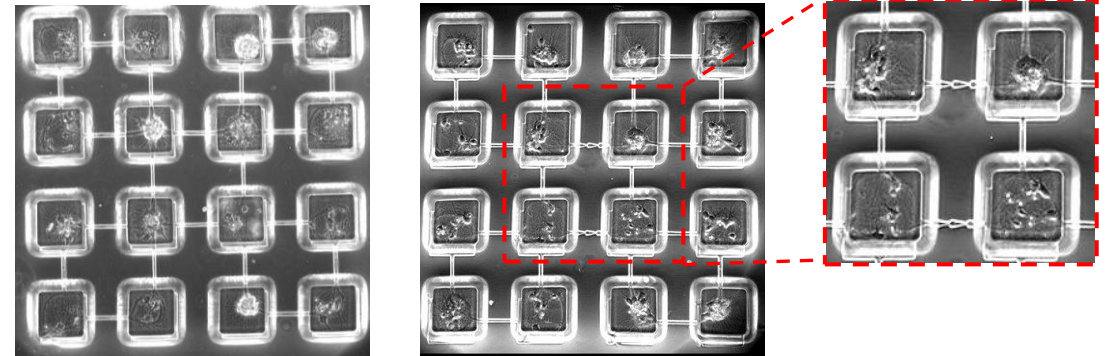


培養神経細胞を用いて「モジュール構造×結合指向性」を持つネットワークを構築し活動計測を行った

○構築したネットワーク

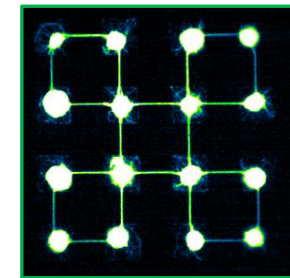
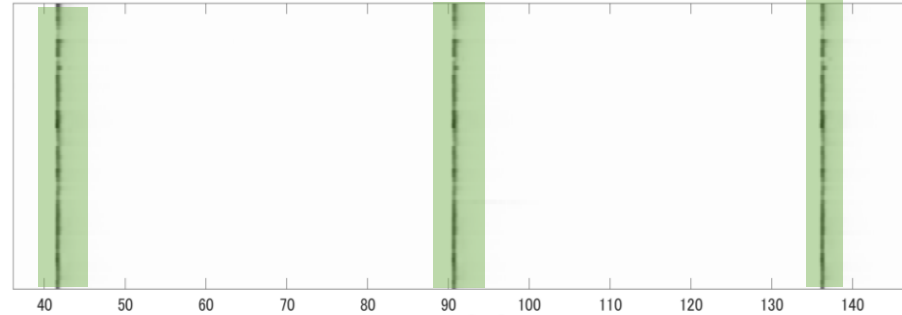
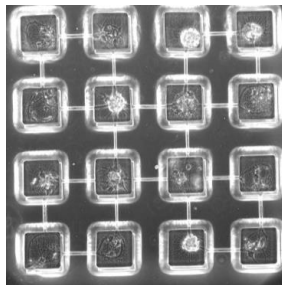
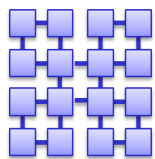


培養神経細胞の
マイクロパターンニング

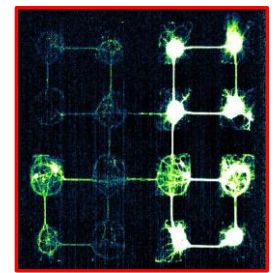
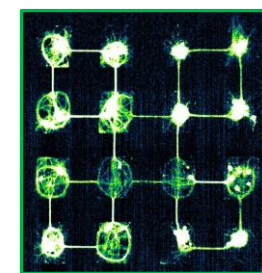
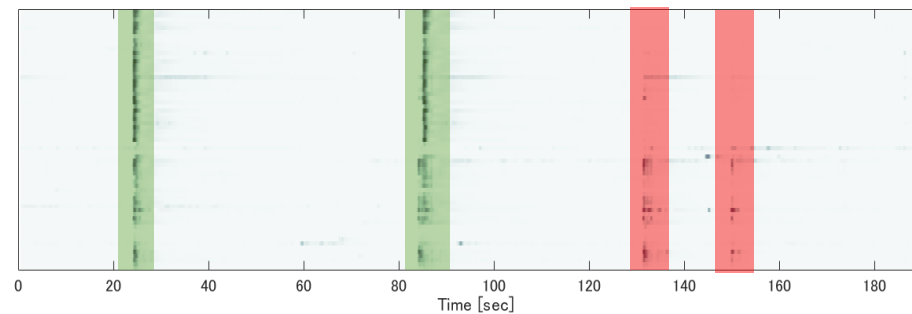
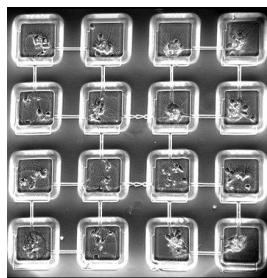
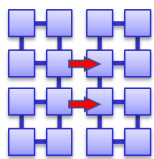


○自発活動

・指向性なし

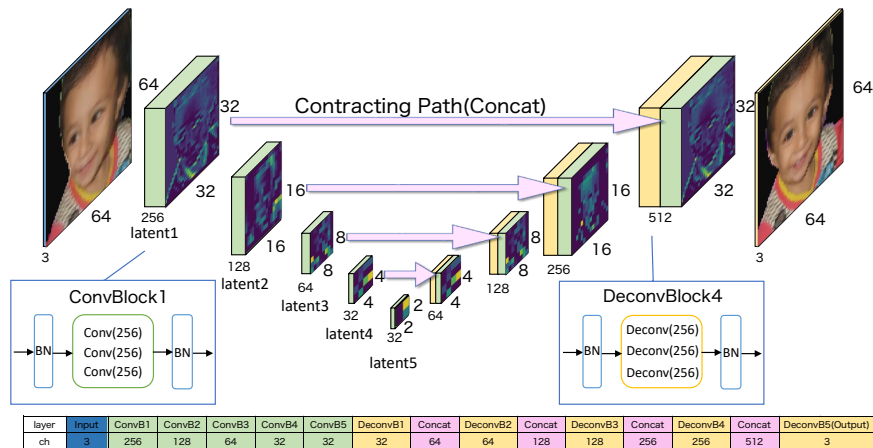


・指向性あり



U-Netによる顔画像の回転変換での 潜在変数の特性

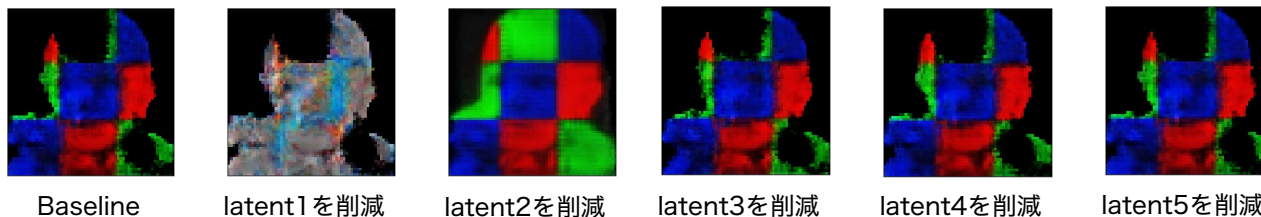
✓ 顔の向き変換手法 (U-Net)



対称の層の特徴を再構成画像に加算させるContracting Path(Concat)を含むU-Netを利用した。

Concatを含むU-Netでの潜在変数の役割について検討。

✓ カラー別潜在変数(RGB)



latent1を削減した場合以外は隣り合う色が混ざらない。

入力画像の色の情報をそのまま伝えている。

✓ ある潜在変数のみを削減した場合



latent1とlatent2はBaselineと大きく異なることから、浅い層の潜在変数ほど重要であることを確認した。

各潜在変数はそれぞれ役割を持っている。