

ヒトが発する電気を解き明かす

研究課題名：生体信号の確率的生成モデルと推論ニューラルネット

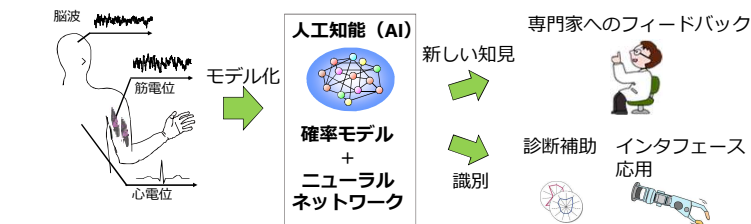
早志 英朗 九州大学 大学院システム情報科学研究院



KYUSHU
UNIVERSITY

目的：生体信号を理解して役立てる

生体信号：ヒトから計測できる様々な電気信号



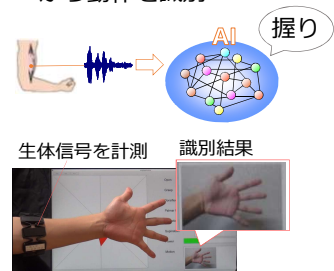
どのような未来が切り拓けるか

- 医療応用
診断補助（例：胎児の健康状態推定・分娩時刻予測）
医師の知らなかった新たな知見を発見
- 福祉応用
筋電義手やBrain Computer Interfaceなどの高性能化

研究成果

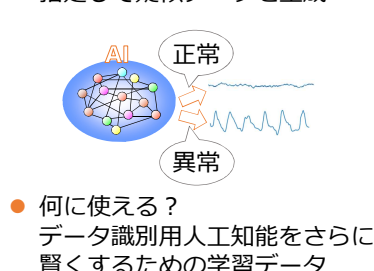
速く、正確に 識別する技術

- 筋肉が発する電気（筋電）から動作を識別



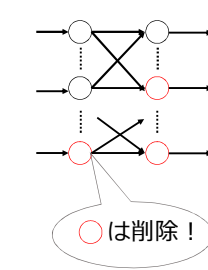
狙った疑似データを 生成する技術

- 正常・異常などの特性を指定して疑似データを生成



AI内部の複雑な計算を 簡単にする技術

- 不要な計算を省いて省メモリ化



貴重な生体信号の データセット作成と解析

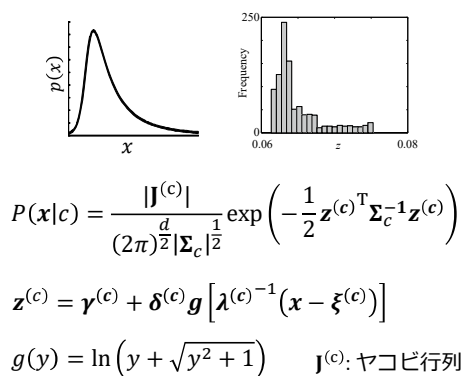
- Cardiotocography (CTG)
胎児心拍と子宮収縮を経時的に記録した生体信号
- 3340例を計測完了
正常：3198例，異常：142例
新生児状態などのメタデータも同時収集
- 予備的な解析として
● 機械学習を用いて7割程度の精度で胎児異常を推定
- 異常時に胎児心拍の微小変動が減ることを初めて定量的に示した

確率モデル×ニューラルネットワーク

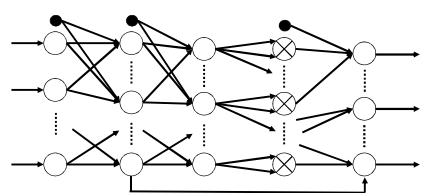
生体信号解析をはじめとした様々な分野に応用可能な基礎技術として開発。確率モデルをニューラルネットワークで表現。推定の難しい確率モデルをニューラルネットワークの力を借りて学習。

Johnson分布モデル

- 歪度・尖度をもった分布
- 整流平滑化後の筋電信号がこのような分布となる

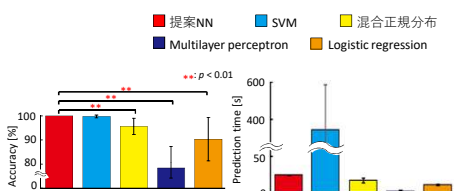


ネットワーク構造

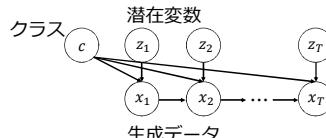


実験結果

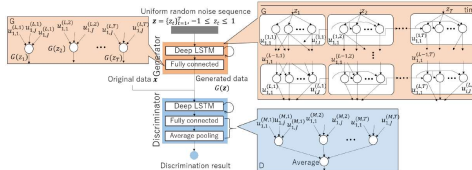
計算量を削減しつつ、識別精度向上



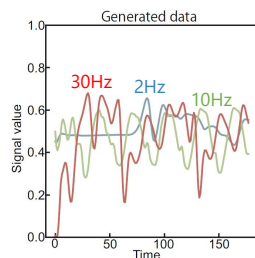
時系列生成モデル



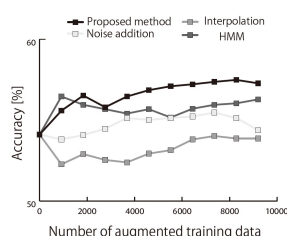
- Conditional Generative Adversarial Networksを用いて構築



- 潜在変数と生成データの特性の関係を解析
例：周波数を指定して脳波信号を生成

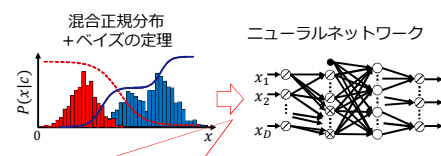


- 生成データをData augmentationに応用し識別精度向上



混合分布モデル

- 混合正規分布+ベイズの定理と同じ関数形のニューラルネットワークを提案



変換のポイント

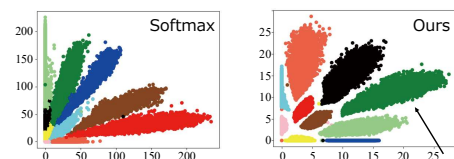
各クラス c コンポーネント m の正規分布を以下の形に変形
$$P(x|c, m) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma^{(c,m)}|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \mu^{(c,m)})^T (\Sigma^{(c,m)})^{-1} (x - \mu^{(c,m)}) \right]$$
$$= \exp [w^{(c,m)T} x]$$
$$X = [1, x^T, x_1^2, x_1 x_2, \dots, x_1 x_D, x_2^2, x_2 x_3, \dots, x_D^2]^T$$
$$w^{(c,m)}: \text{パラメータのベクトル}$$

- コンポーネント数（正規分布の数）を自動決定しながら学習する手法を提案

各重み w_i に平均0の事前分布 $p(w_i|\alpha_i)$ を設定
⇒ 分布の分散を学習中に最適化



- 学習された特徴量（MNIST）



- 認識誤差率

	MNIST	Fashion-MNIST	CIFAR-10
Softmax	1.01	8.78	11.07
Ours	0.72	8.30	10.05

[3] Hayashi and Uchida, arXiv:1911.06028.
PRMU研究奨励賞受賞, 2019