

心電図からの心房細動の検出方法

秋田大学 情報データ科学部
田中 元志

2026年 3月 3日

背景と目的・課題

■ 心房細動 (Atrial Fibrillation, AF)

- 異常な電氣的興奮によって心房が痙攣する
不整脈の一種
- 脳梗塞, 心筋梗塞, 心不全などの原因
- 加齢に伴って罹患率が増加
 - ✓ 日本国内における罹患者・・・約100万人^[1]
- 発作性心房細動は自覚症状がないことが多く, 放置されやすい
 - 放置すると持続性, 慢性へと移行
 - ⇒ 脳梗塞・心不全等のリスク増



初期段階からの**早期発見**が重要

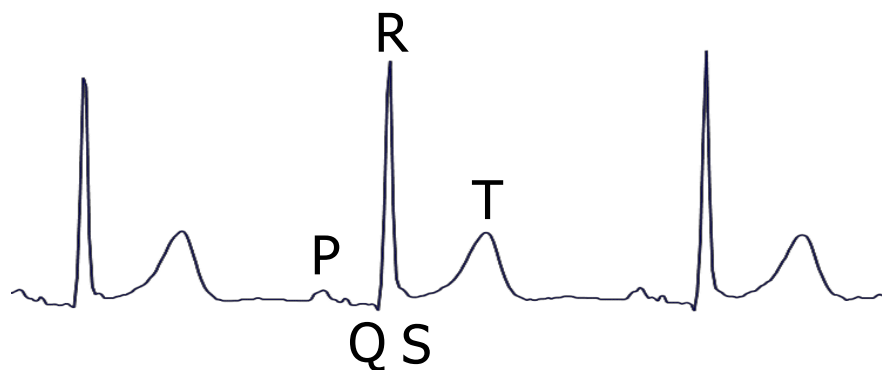
心電図 (Electrocardiogram, ECG)

□ 心臓における電氣的活動を波形として記録

- 心臓の筋肉が収縮と弛緩を定期的に繰り返す：拍動

信号の流れ： 洞結節（ペースメーカー） → 右房・左房 → 房室結節

→ ヒス束 → 右脚・左脚 → プルキンエ線維 → 右室・左室



P波 … 心房の興奮

R波 … 心室の興奮

T波 … 興奮の治まり

心電図波形の例

● 標準12誘導心電図検査

- 健康診断などで実施，短時間だが記録は明瞭

● ホルター心電図検査

- 日常生活下で約24時間計測，ノイズ多いが発作的異常も発見可

心房細動の心電図における特徴

■ 心房細動の特徴

□ 房室結節で電気信号が不規則に中継

➤ 心拍(R-R)間隔は不規則

□ 正しく心房が興奮しない

➤ 心房の興奮を示すP波が消失

□ 心室への不規則な異常興奮の伝導

➤ 不規則な基線の動揺(f波)が発生

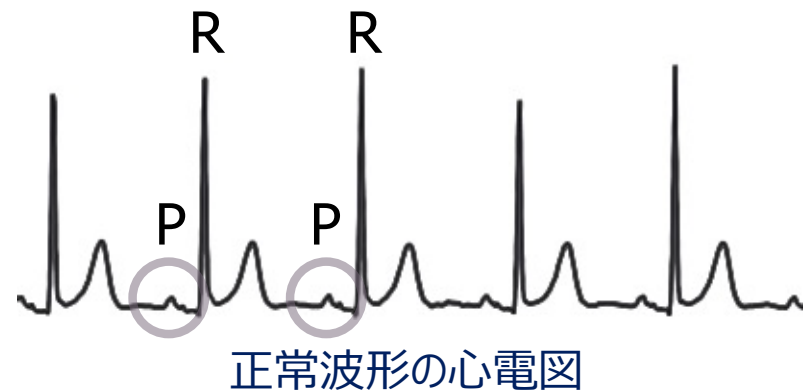
■ 通常の診断では

□ 不整脈区間を検出後、心房細動の診断

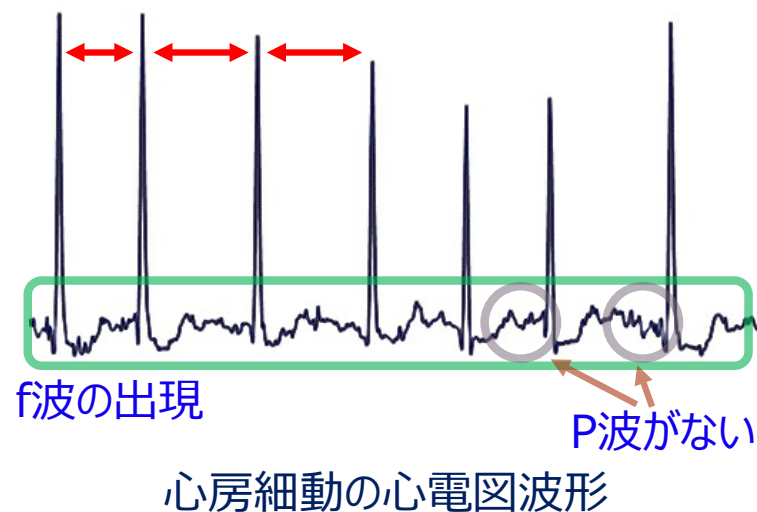
➤ P波の消失, f波の発生に関する特徴:
定量的な指標はない



どのようにして特徴を捉えるか？



RR間隔 (心拍) が不規則



従来の検討と課題①

画像等のパターン認識に強いとされる**たたみ込みニューラルネットワーク**

(CNN: Convolutional Neural Network)を利用した検討が多い

□ 数秒間に分割した心電波形を1次元CNNに学習させて識別^[3]

✓ 検証において98.7%の精度 (Accuracy)

□ 心電波形のスペクトログラム画像を2次元CNNに学習^[4]

✓ テスト(未学習)データにおいて81.2%の精度

□ **12誘導心電図**を対象とする多くの先行研究

波形は良好であるが、記録時間が**短い(数10秒～数分)**

⇒ 発作性心房細動の発見が難しい

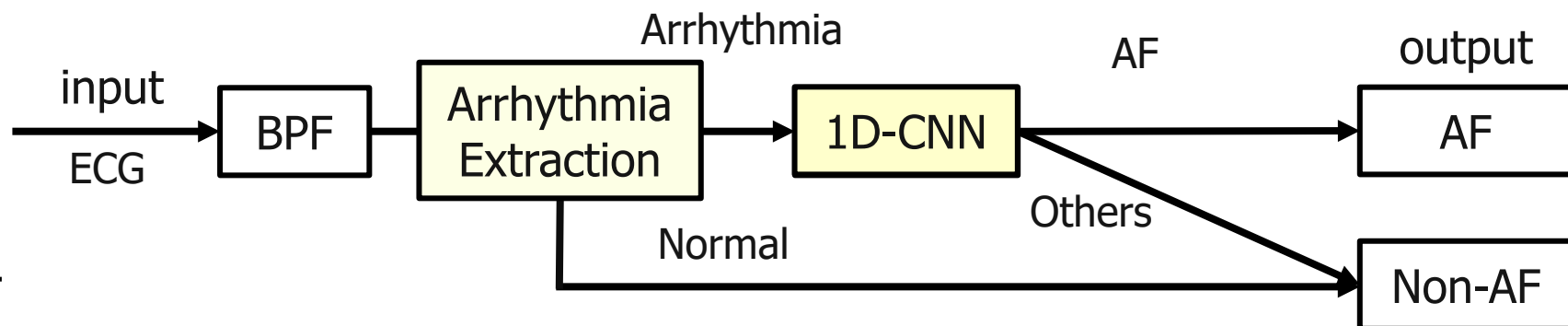
● 精密な検査では**24時間計測のホルター心電図**を使用

⇒ **誤検出の低減, 精度向上が求められる**

[3] U. Erdenebayar, et al.: J Korean Med Sci, Vol.34, No.7:e64. 2019.

[4] M. Zihlmann, et al., 2017 Computing in Cardiology (CinC), Vol.44, pp.1-4, 2017.

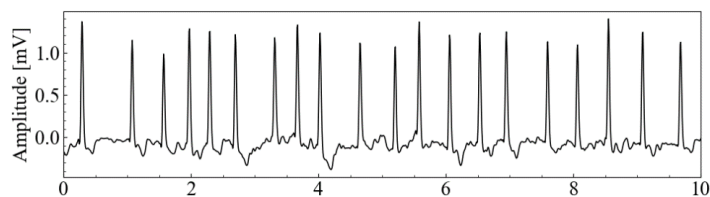
これまで：不整脈を抽出後に心房細動を検出



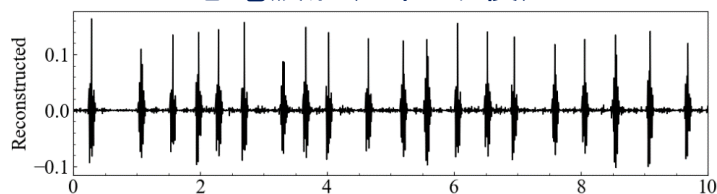
□ BPF

➤ ECG波形の基線変動を除去

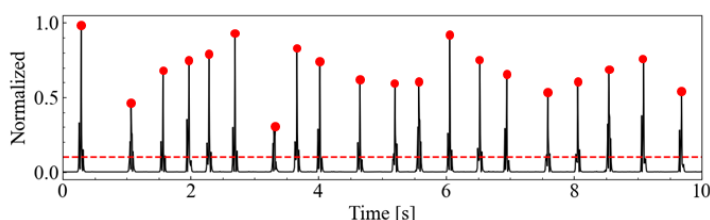
□ 不整脈検出 (Arrhythmia Extraction) ⇒ RR間隔の標準偏差0.06以上を不整脈 (精度95%以上)



心電波形(フィルタ後)



多重解像度解析から再構成した波形



2乗した再構成波形とRR間隔抽出の例

□ 1D-CNN

➤ 心電波形を学習させてAFを識別

● 評価結果

➤ 評価用データ

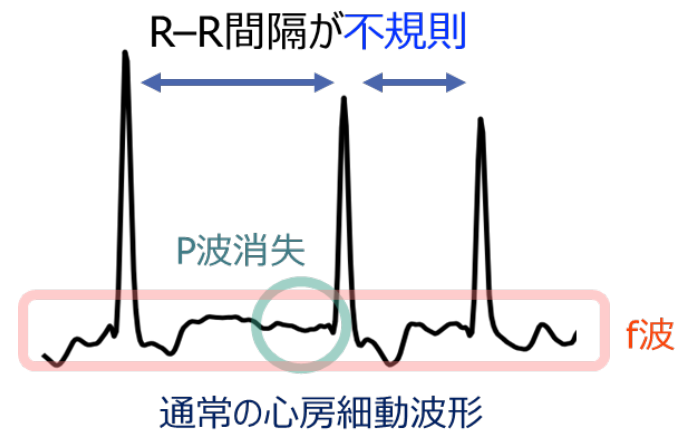
未学習の24時間ホルターECG(被験者10名)

Accuracy	
1D-CNN only	89.5
Proposed Method	93.1

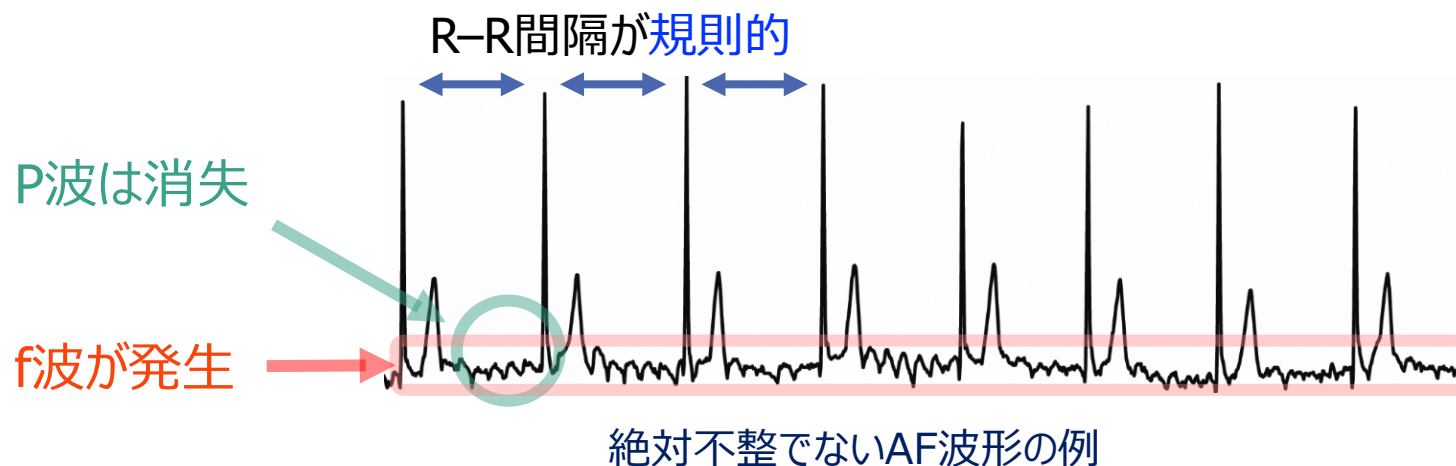
課題② 稀にRR間隔が一定な心房細動

□ 心房細動(AF)の一般的特徴

- ① RR間隔が不規則
- ② P波がない
- ③ 基線の動揺(f波)がある



□ 規則的なRR間隔をもつ(不整ではでない)AF



不整脈の検出後にAFの判定: 検出できない

⇒ ②③の特徴(定性的な特徴)の利用が必要

課題③ 検出結果の臨床的妥当性・整合性

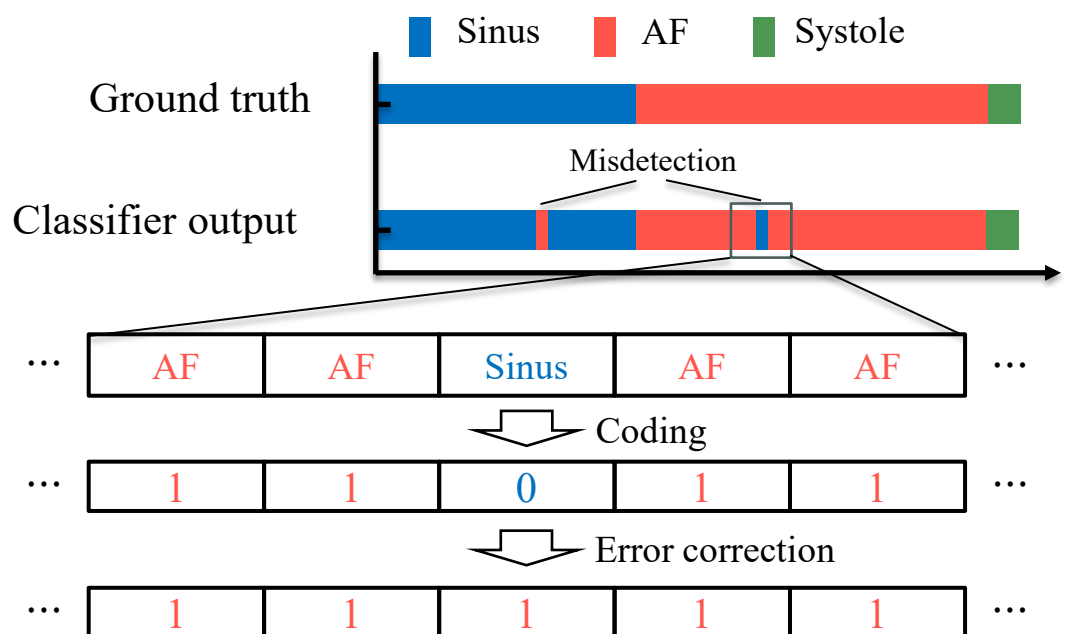
■ 長時間心電図の診断補助・診断支援のためには

解析結果の時間的一貫性・臨床的妥当性は重要

□ 再帰型ニューラルネットワーク(RNN)の利用は？

➤ 出力結果の時間的一貫性が保証されるとは限らない

⇒ 各イベントの時系列遷移を考慮した上で、後処理的に誤りを訂正する方法が必要

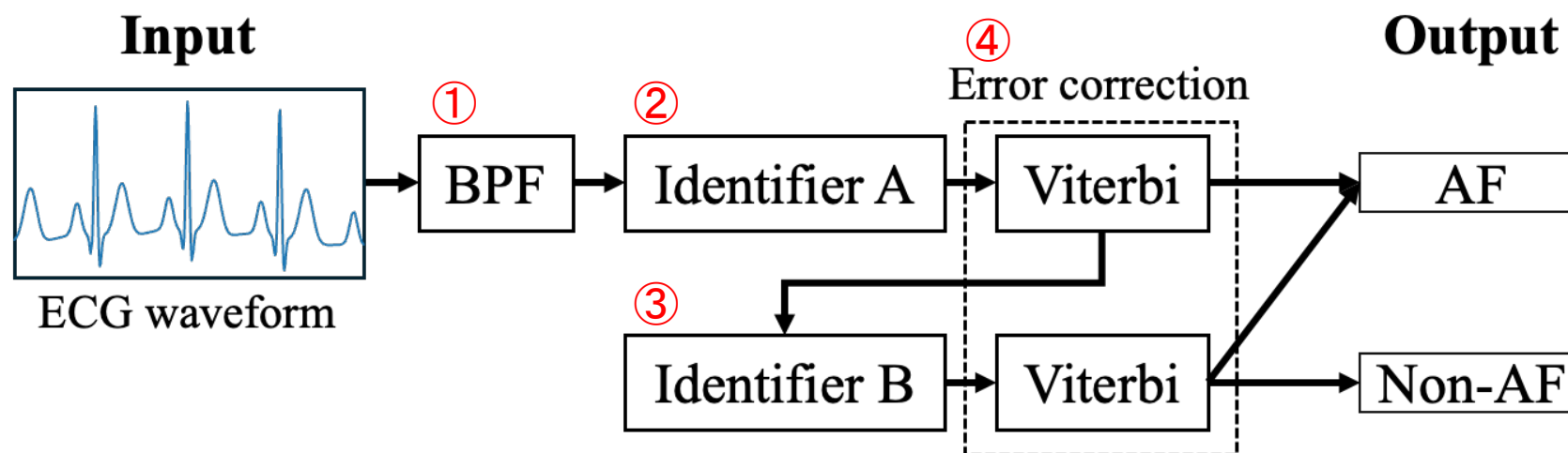


提案する心房細動検出方法と特徴

■ 異なる2つの識別器を組み合わせる + 誤り訂正技術の利用

- ✓ CNN-LSTM (Identifier A) で通常(不整脈)のAFを識別
 - ⇒ 心電図波形とRR間隔を学習
- ✓ P/f波を識別するIdentifier Bで不整脈ではないAFを識別
 - ⇒ AFの波形的特徴を利用
- ✓ 最尤推定法(ここではビタビアルゴリズム)を用いた検出結果の誤り訂正
 - ⇒ 臨床的に不自然な「単発AF」、AF継続中に一瞬だけ「正常」などの誤判定を訂正

※ LSTM: long short-term memory

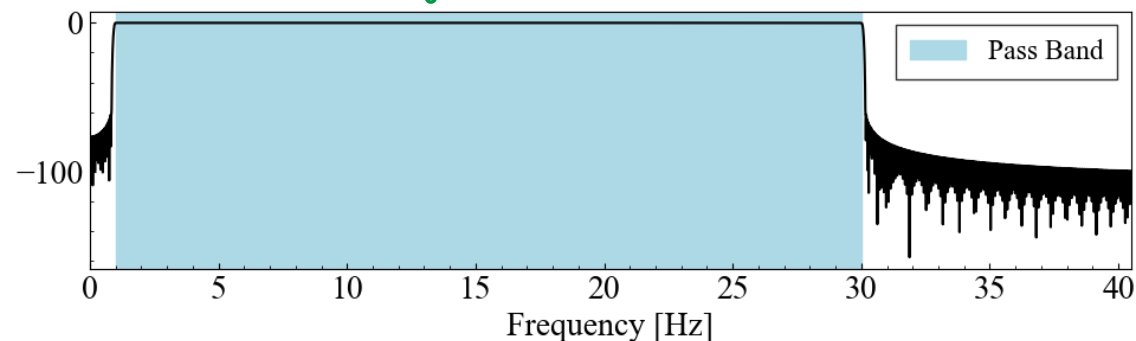


① BPFによる基線の揺らぎ除去

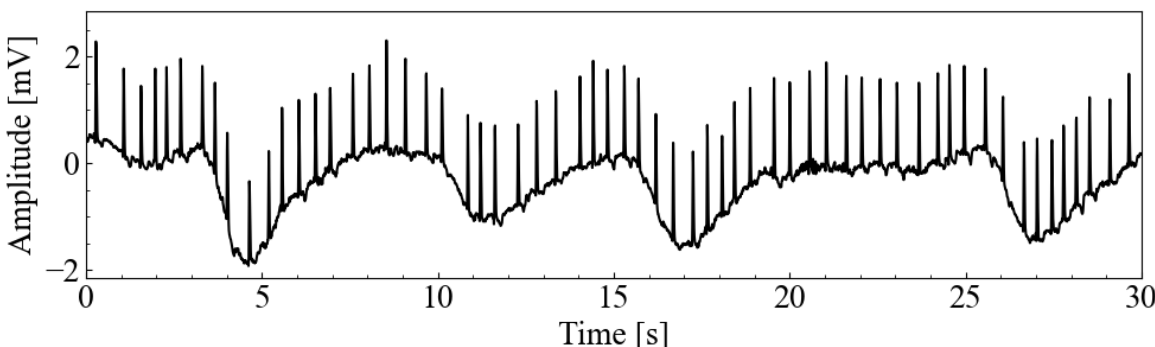
□ FIR帯域通過フィルタ(BPF)の設計

- 通過帯域 1-30 Hz
- カイザー窓
- 2956次

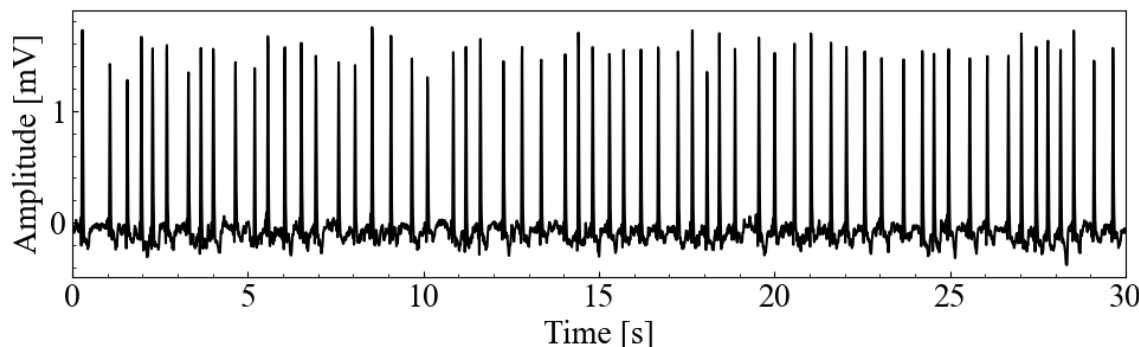
👉 フィルタの振幅応答



● 心電図(128 Hzサンプリング)の前処理の例



👉 生波形

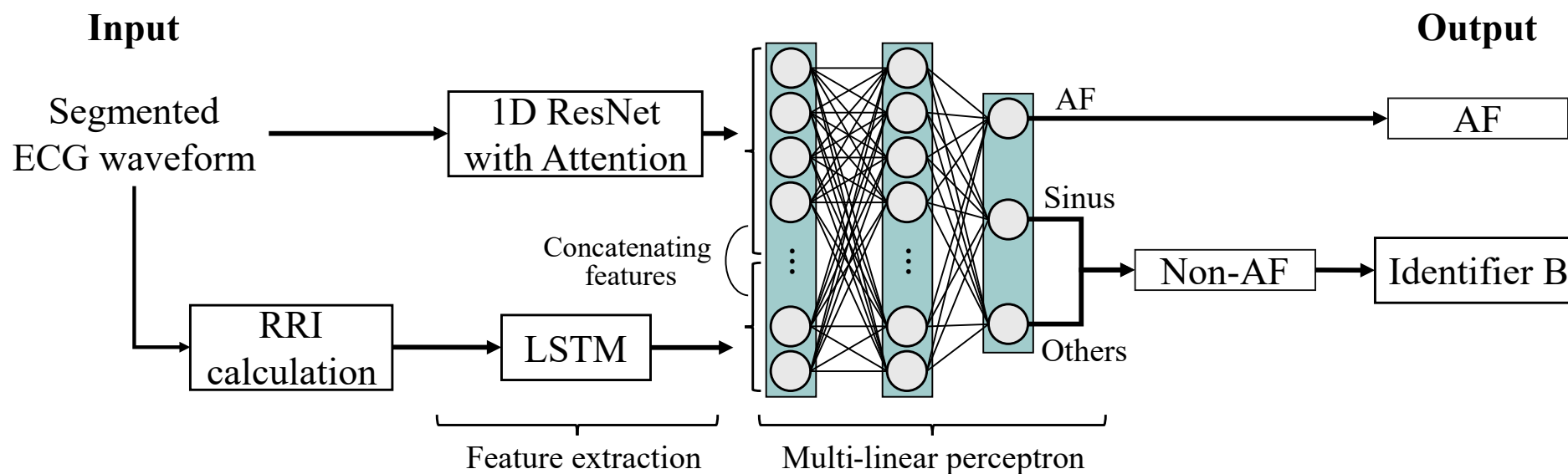


👉 前処理後の波形

② Identifier A: 通常(不整脈)の心房細動の検出

■ 検出の流れ

- 10 sのセグメントごとにR-R間隔(RRI)を算出
- 心電図波形セグメントとそのRRIを入力とするCNN-LSTMを用いて AF or Non-AFを判別



Identifier Aの構造

Identifier Aの学習方法と結果

■ 学習データ

- ホルター心電図データ 60名分
 - ✓ 心電図波形セグメント(10 s)
 - ✓ RRI系列ベクトル(ベクトル長20)

データ数の内訳

Class	Number of segments
Sinus	40,000
AF	40,000
Systole	20,000
Total	100,000

■ ネットワーク構造

- 心電図波形: 注意機構付きResNet^[5]型CNN

[5] K. He, et al.: IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., pp.770–778, 2016.

- RRI: 隠れユニット数128の長・短期記憶(LSTM)

■ 学習パラメータ

- 最適化: Adam (初期学習率0.001)
- 学習回数: 損失最小となるまで

■ 検証方法

- ✓ 全データの20%を検証用に用いて3回学習

■ 学習結果

- ✓ 検証データにおける精度: 99.5%
- ➡ 学習が正しく進行することを確認



③ Identifier B: 不整脈でない心房細動の検出

■ 検出の考え方

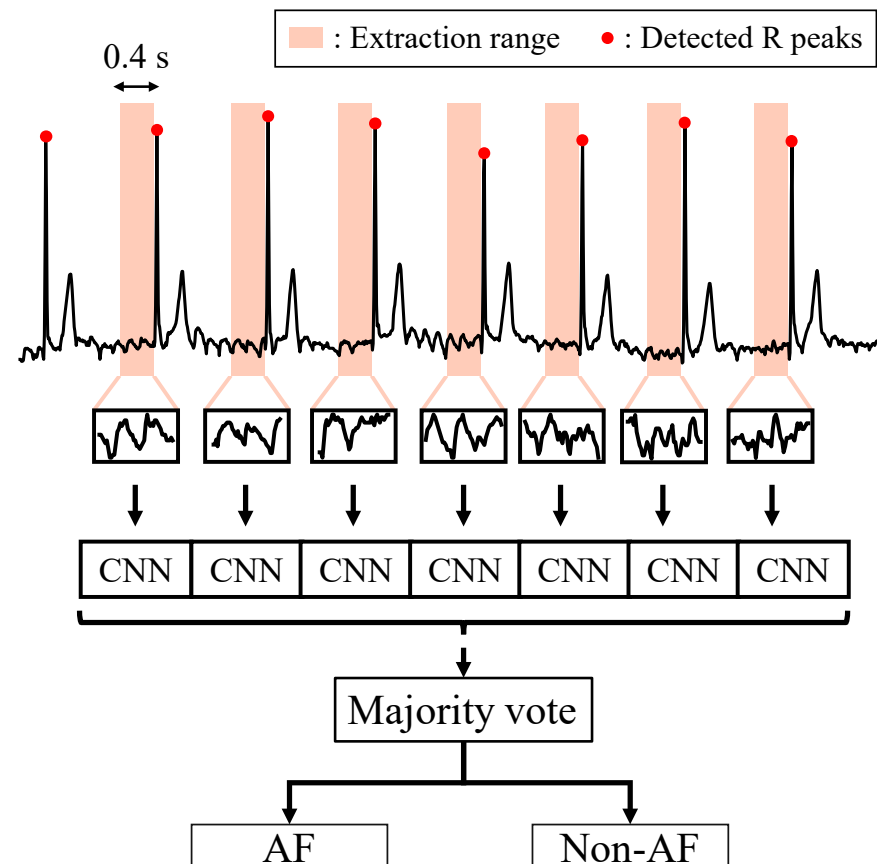
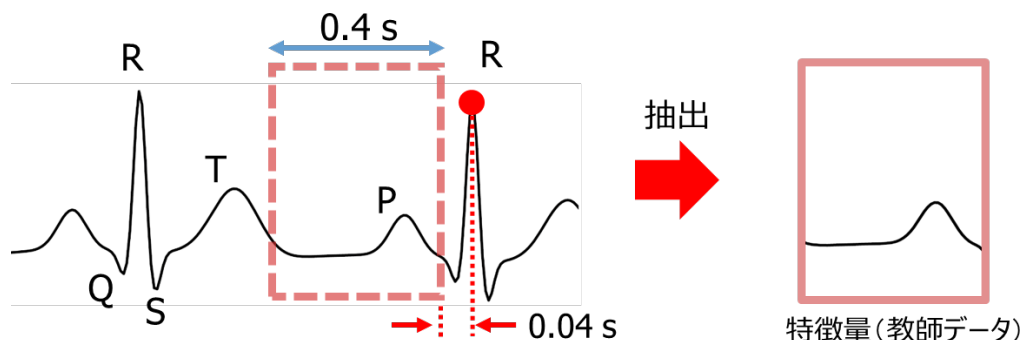
- AFは心拍間隔によらず, P波は消失し, f波が発生
- Pまたはf波は, R波の直前に現れる波形の特徴
➤ これらが現れる範囲の波形を抽出し, 機械学習

■ 検出の流れ

- ① R波の左側0.04 sから0.4 s間※の波形を抽出

※ QRおよびRR間隔の正常範囲^[6]から決定

[6] C.E. Kossmann: Circulation, Vol.8, No.6, pp.920-936, 1953.



Identifier BにおけるAF検出の流れ

- ② 抽出波形それぞれについて1D CNNでP/fを識別
- ③ CNNによる識別結果を10 sのセグメントごとに多数決

Identifier Bの学習方法と結果

■ 学習データ

- ホルター心電図データ 60名分

✓ P波またはf波を含む範囲の心電図波形（400 ms）

■ ネットワーク構造

- ResNet^[5]型CNN（畳み込み13層，全結合3層）

[5] K. He, et al.: IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., pp.770–778, 2016.

■ 学習パラメータ

- 最適化: Adam（初期学習率0.001）
- 学習回数: 損失最小となるまで

■ 検証方法

✓ 全データの20%を検証用に用いて3回学習

■ 学習結果

✓ 検証データにおける精度: 95.5%
➡ 学習が正しく進行することを確認

データ数の内訳(400 msセグメント)

Class	Number of segments
Sinus	429,406
AF	428,435
Systole	142,159
Total	1,000,000



④ 検出結果の誤り訂正

分類器出力の時系列上で明らかな誤検出を誤り訂正技術によって低減 ⇒ **ビタビ復号の利用**

■ ビタビアルゴリズム (Viterbi algorithm)^[7]

[7] A. Viterbi: IEEE Trans. Inform. Theory, Vol.13, No.2, pp.260–269, 1967.

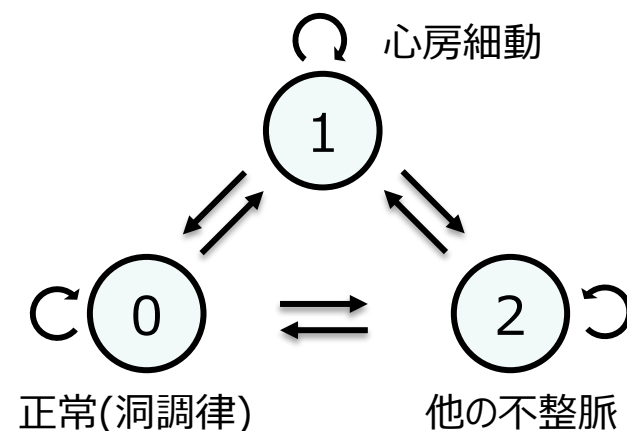
- 観測系列によって生じる状態の尤もらしい系列を探索する最尤推定法の1つ
- デジタル通信における誤り訂正, HMMの状態遷移推定などに用いられる

□ 心房細動, 洞調律, 期外収縮の各状態について, セグメント長10 s毎に学習データ(ラベル)から状態遷移確率(行列)を算出

□ 多重(k 次)マルコフ過程を仮定 … 現在の状態が k 個前までの状態に依存

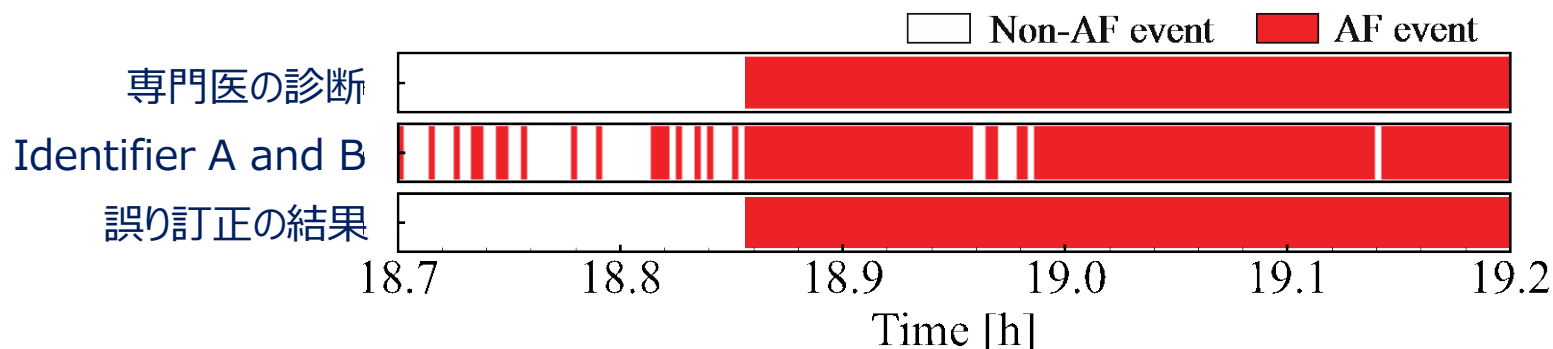
□ 心電図セグメントを符号長 N 毎に分割

⇒ 状態遷移確率とCNNの出力確率を用いて最尤の経路を復号



3状態の状態遷移の例

■ 出力結果とその誤り訂正結果の例

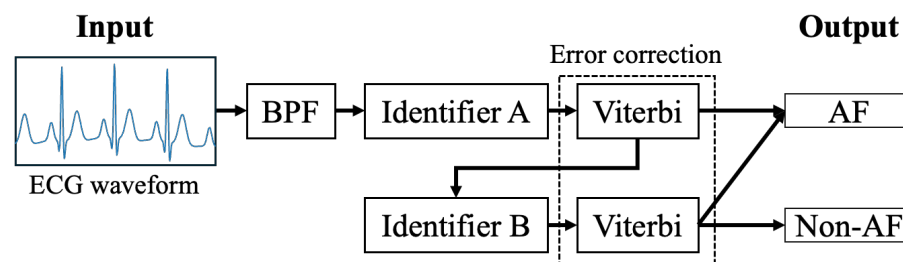


心房細動の検出結果

■ ホルター心電図の未学習データセット(DS)で実験

- DS1: 通常のAFを含む, 計10名
- DS2: 非絶対不整AFを含む, 計2名

- 多重(k 次)マルコフ過程を仮定
- 符号長: N (拘束長 $N + 1$)



最もF1値が高くなった k , N の場合の検出結果 [%]

DS	Identifier	Parameters	Accuracy	F1-score
1	A (no correction)		95.9	95.9
	A+B (no correction)		94.7	94.7
	提案方法 (Proposed)	$k = 4, N = 20$ $k = 1, N = 40$	96.2 95.9	96.2 96.0
2	A (no correction)		51.7	52.0
	A+B (no correction)		96.2	96.1
	提案方法 (Proposed)	$k = 4, N = 20$ $k = 1, N = 40$	98.3 99.1	98.2 99.1

- ✓ すべての評価指標が改善, 本手法の有効性が示唆
- ✓ Identifier Bの追加による性能低下が改善された

想定される用途

- 心房細動の診断補助装置

医師の診断補助, ホルター心電図からの自動検出

- 体組成計などへの不整脈・AF検出機能の搭載

など

想定される業界

- 医療機器メーカー
- 病院・医院などの医療施設
- 福祉施設

など

実用化に向けた課題

- 被験者によって検出率が低下する場合がある
⇒ 前処理の改善, 学習データの増加
- 検出器の各種パラメータの調整(最適化)
- 他の不整脈検出機能の追加

企業への期待

- ハードウェアへの実装と試作
- インターフェース(アプリ)の開発

本技術に関する知的財産権

- 発明の名称 : 心電図からの心房細動識別方法、心房細動の識別装置
- 出願番号 : 特願2025-040993
- 出願人 : 秋田大学
- 発明者 : 田中元志, 鴨澤秀郁

お問い合わせ先

**秋田大学 未来研究統括機構
イノベーションオフィス**

T E L 018-889 - 2712

e-mail staff@crc.akita-u.ac.jp