

低 S/N 心電波形から R 波を検出する深層学習モデルのデータ拡張手法の提案

廣田 哲也[†] 藤田 隆吾[†] 樺田 正樹[†] 原田 敦[†] 山中 雄介[†] 山田 啓一[‡] 河村 大輔[‡]

株式会社東海理化電機製作所[†] 名城大学[‡]

1. はじめに

近年、依然として多くの自動車事故が発生しているが、そのうちドライバの体調急変による交通事故を防止するため、安全運転支援に関わる研究が官民共に多く行われている[1].

我々は、ドライバへの負担なく、走行中の車内においてドライバの心拍を計測することを目的に、ステアリング及びシートに内蔵した非接触式心電センサから走行中のドライバの心電波形を取得し、深層学習を用いて走行振動等に由来するノイズを除去することで、心拍に対応する R 波を精度よく検出する手法を開発した[2].

深層学習モデルの訓練に用いるデータの取得には、接触式心電センサを装着した被験者に数時間車両を運転させる必要があり、非常に取得コストが大きい。しかし、新たな被験者に対し、他の被験者のデータのみで訓練したモデルで心拍検出を試みた場合、被験者毎の心電波形の特性の違いに起因する検出精度劣化が発生するという問題がある。

本稿では、心電 R 波検出の概要を述べるとともに、少量の心電波形から、人工的に深層学習モデル用の訓練データを生成する手法、及びその評価結果について報告する。

2. 深層学習による心拍 R 波検出

2.1 非接触心電センサによる心電波形取得

心拍を計測する方法として、接触式心電センサ方式と、非接触式心電センサ方式が挙げられる。このうち接触式心電センサ方式は、心臓を挟む体表面 2 点以上に電極を貼付して電位差を取得するものであるが、乗車する度に電極を貼付するのはドライバへの負担が大きく、ドライバモニタリングへの適用は非現実的である。非接触式心電センサ方式では装着の負担はないが、低湿度環境下で発生する静電気や走行振動等により、電極-人体間のインピーダンスが増減することで電位波形にノイズが発生し、心電波形に重畳して S/N 比が低下する課題がある。

そこで非接触式心電センサで取得した低 S/N 心電波形に対し、深層学習を適用することでノイズを除去したのち、R 波ピークの検出を行う。

2.2 1D-CNN による R 波ピーク検出

非接触式心電センサ波形を入力とし、ノイズの無い心電波形を出力する深層学習モデルを作成する。なお、心電波形が連続する複数の波 (P, QRS, T 波等) で構成されることを考慮し、前後の波との時系列関係を学習できるように 1D-CNN 層を採用する。

まず、非接触式心電センサと接触式心電センサで同時に取得した心電信号をそれぞれ 500Hz でサンプリングし、前処理を施したのち、各信号から 1D-CNN モデルの入出力サイズへデータの切出しを行う。そして非接触式心電センサの信号を入力、接触式心電センサの信号を教師信号として、1D-CNN モデルを学習させる。モデルに与える入力・教師データを表 1 に示す。

表 1 深層学習モデルの訓練用データ内訳

入力	2200ms分の非接触式心電センサ波形
教師	入力の1100ms地点にあたる接触式心電センサ値

これらの訓練用データの取得は前述したように非常にコストが大きい。そこで、次に述べるデータ拡張手法により、少量の心電波形から、人工的に深層学習用の訓練データを生成する。

2.3 提案手法

提案手法のデータ拡張フローを図 1 に示す。

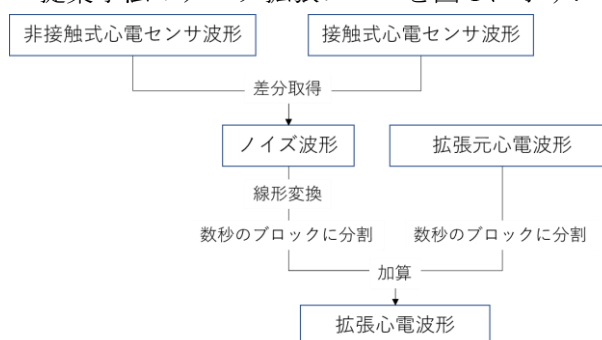


図 1 提案手法のデータ拡張フロー

まず、同時に取得した接触式心電波形と非接触式心電波形の差分からノイズ波形を生成、線

A data augmentation method for deep learning model to detect R-wave from low S/N ECG

[†]T.Hirota,R.Fujita,M.Kunugita,A.Harada,Y.Yamanaka,D.Kawamura TOKAI RIKA.CO.,LTD, [‡]K.Yamada, Meijo University

形変換を行ったのち数秒毎のブロックに分割し、同様に数秒毎のブロックに分割された拡張元心電波形(ノイズの乗っていない波形であれば可)と足し合わせることで拡張訓練データを生成する。その際、拡張元心電波形及びノイズブロック同士を、組み合わせを変えて足し合わせることで、少量のデータから大量の訓練データセットを生成できる。なお線形変換としては、振幅の標準偏差が特定の値となるようにノイズ波形を定数倍する処理を行う。

3. 評価

提案手法の有効性を検証するために、表 2 に示すデータ拡張を行わない従来手法 a, b, 及びデータ拡張を行う提案手法 A, B の計 4 つの手法について、同一のテストデータに対する性能比較評価を行った。

提案手法 A では、従来手法 a の教師データを拡張元心電波形とし、従来手法 a の訓練データから生成したノイズ波形に対して振幅の標準偏差が特定の値 (6 段階) となるように定数倍処理を施したものと足し合わせることで、訓練データが従来手法 b と同量となるようデータ拡張を行う。提案手法 B では、提案手法 A におけるノイズ波形を別の被験者から取得し生成する。

なお、本実験計画は (株) 東海理化社内規「人を対象とする研究倫理要領」に従い、倫理審査を受け承認を得て行われた。

表 2 提案手法と比較条件

	データ拡張	拡張元心電波形	ノイズ波形	訓練データ量
従来手法a	なし	-	-	2400秒
従来手法b	なし	-	-	16800秒
提案手法A	あり	aの訓練データ	aの訓練データから生成	16800秒
提案手法B	あり	aの訓練データ	別の被験者から生成	16800秒

3.1 データ

非接触式心電センサ[2]及び Mind Media 製の NeXus-10 Mark II (接触式心電センサ) を使用し、走行中の車両に乗車している被験者の心電信号を測定、2 名分 20200 秒のデータを収集し、400 秒をテストデータ、残りを訓練データ及びノイズ波形生成に用いた。

3.2 評価方法

表 3 各評価指標の概要

Recall	N_{TP} / N_{TR}
Precision	N_{TP} / N_{PR}
F値	$(2 * Recall * Precision) / (Recall + Precision)$
N_{TR}	全ての正解R波ピーク数
N_{PR}	全ての推論R波ピーク数
N_{TP}	正解R波ピーク位置 ± 20ms以内の精度で検出できた推論R波ピーク数

1D-CNN の出力が事前に定めた閾値以上のとき推論 R 波ピークとして検出し、これを正解 R 波ピークと比較することで、検出精度の評価を行

った。評価指標には、Recall, Precision, F 値を用いた。各評価指標の計算方法を表 3 に示す。

3.3 評価結果

表 4 より、データ拡張無し従来手法 a に対し、データ拡張を実施した提案手法 A では F 値が 74.5 から 81.8 へ 7.3 ポイント向上した。これは、提案手法 A と同量の訓練データを実際に取得した従来手法 b の 84.4 には及ばないものの、データ取得コストを従来手法 b の 1/7 に抑えつつ、従来手法 a に対する従来手法 b の F 値向上 9.9 ポイントに対し 7 割以上の精度向上を達成した。また、ノイズ波形を別の被験者から取得した提案手法 B においても F 値が 6.5 ポイント向上した。

表 4 評価結果

	Recall	Precision	F値
手法(a)	65.5	86.7	74.5
手法(b)	79.0	90.6	84.4
提案手法A	76.0	88.5	81.8
提案手法B	74.3	89.0	81.0

3.4 考察

提案手法 A より従来手法 b が高性能であるのは、提案手法 A では拡張が振幅成分のみに留まっており、周波数成分の拡張が行えておらず、拡張データよりも実際に取得したデータの方が多様性の点で勝るためと考えられる。但し、周波数成分の拡張は実際のノイズの周波数分布を模擬した拡張が難しいため、今後の課題とする。

4. おわりに

本論文では、非接触式心電センサから出力される心電波形から R 波ピークを検出する深層学習モデルに対し、その訓練データを少量の接触式及び非接触式心電センサ波形から生成する手法を提案した。提案手法により、訓練データを拡張することで、従来よりも低コストでモデルの検出精度向上を達成することができた。

また、検出対象としたい被験者から少量の心電波形を取得できれば、既に他の被験者から取得済みの心電波形からノイズを生成してデータ拡張を行うことで高精度な検出モデルを作成できることが明らかとなった。

提案手法は本例に限らず時系列データ全般に有効と考えられる。

参考文献

- [1] 国土交通省自動車局:第 6 期先進安全自動車推進計画, 2018-06-22,<http://www.mlit.go.jp/common/001240117.pdf> (参照: 2019-10-03)
- [2] 廣田哲也ら: 1 次元畳込みニューラルネットワークを用いた低 S/N 心電波形からの R 波検出, 第 8 回人工知能学会・医用人工知能研究会合同研究会, SIG-AIMED-008-10 (2019)