

畳み込みニューラルネットワークを用いた心音・心雑音の分類

管野 龍樹 田名網 那由多 林 実

明星大学理工学部電気電子工学系

1. はじめに

近年、高齢化に伴い健康管理や医療福祉への意識の高まりからヘルスケアがより身近なものになっている。家庭でよりスマートなヘルスケアができれば、健康維持や病気の予防につながる。一方、医療の専門知識や技術がなければ、正常や異常を判断するのは難しい。例えば、健康診断で広く利用されている心電図の利用は専門知識が必要であり、もし家庭でより簡易でより正確な情報を得ることができればスマートヘルスケアへの貢献が期待される。

本研究は、心電図と比べより簡易に測定できる心音に着目し、心音で得られる情報を用いたヘルスケアへの貢献を目指す。心音の健康診断を行う前段階として、本稿では、画像や音声の分類、さらに肺音の分類[1]にも使われている畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Network、CNN)を用い、心音と心雑音の分類を行ったので報告する。

2. 心音・心雑音の分類方法

学習に用いたデータを次に示す。正常な心音は 54 個、拡張期雑音や収縮期雑音などの心雑音は 56 個、計 110 個を用意し、それぞれの音の長さを全て 5 秒に揃えた。テストデータは全データの 25%とした。正常な心音データは、被験者 21、22 歳男性 10 名から各人 5 回ずつ計測を行った心音データに、「CD による聴診トレーニング(心音編)」[2]から4個の正常な心音データを加えた 54 個のデータを使用した。心雑音のデータは、上記 CD から 56 個のデータを使用した。学習に用いたデータの詳細を表 1 に示す。

表1. 心音・心雑音の学習データ

	測定	CD	合計
正常心音	50	4	54
心雑音	0	56	56
合計	50	60	110

また、学習データを増やすため、学習データとテストデータは 82 個と 28 個に分け、ホワイトノイズ、シフト、ストレッチをそれぞれかけたもの 82 個、また、上記3つをランダムに組み合わせたもの 82 個をそれぞれ追加し、学習データを 410 個とした。

ここでは、心音の波形画像をメルスペクトログラムに変換して学習データとした。図 1 は心音のメルスペクトログラム(左図)と心雑音のメルスペクトログラム(右図)の例をそれぞれ示している。

これらのデータを用い CNN により心音と心雑音の分類を行った。テストデータと学習データをランダムに入れ替えて、計 6 回の学習と分類を行った。

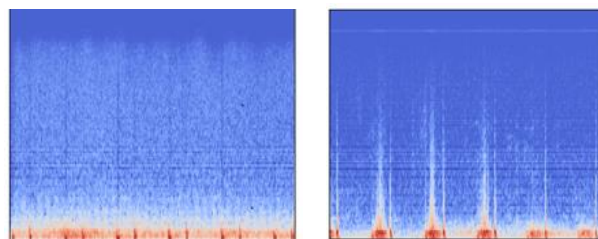


図1. メルスペクトログラムの例(左図:心音 右図:心雑音)

3. 心音・心雑音の分類結果

CNN を用いて 6 回分類した各正答率と全正答率の平均値を表 2 に示す。

表2. 心音・心雑音分類結果

回数	正答率
1	96.4 %
2	96.4 %
3	96.3 %
4	96.4 %
5	96.5 %
6	96.6 %
平均	96.4 %

4. 考察

テストデータに対する正答率は、平均 96.4%という結果になり、心音と心雑音の分類器としては高い正答率が得られたと考える。

今後は、データ数を増やし、心音と心雑音の分類精度向上に留まらず、各種心雑音それぞれの特徴に応じた識別もできることを目指し研究を進める。

5. むすび

本研究では CNN を用いて心音と心雑音の分類を行った。その結果、平均 96.4%の正答率で心音と心雑音を分類することができた。

謝辞

心音に関する情報提供を頂きました小宮喜代里医師に対し心から感謝の意を表す。

参考文献

- [1] Aykanat.M.et al J Classification of lung sounds using convolutional neural networks, Image Video.Proc .(2017)2017:65.https://doi.org/10.1186/s13640-017-0213-40-017-0213-
- [2] 沢山俊民「CD による聴診トレーニング(心音編)」