

深層学習を用いた透析内シャント音による血管狭窄スクリーニング

鈴木 裕^{1*}

Vascular Stenosis Screening by Intradialytic Shunt Sound Using Deep Learning

Yutaka SUZUKI^{1*}

1. はじめに

慢性腎不全患者は腎臓が十分に機能せず血液のろ過ができなくなるため、人工透析を行う必要がある。人工透析を行う際、十分な血流量を得る為に動脈と静脈を縫い合わせた血液透析内シャント¹⁾を作るが、この血液透析内シャント付近では血管狭窄が起こることがある。患者の生命に関わるため、回復法である血管拡張手術を行うために早期発見が望まれている。従来の狭窄検査としては、X線・CT・MRIなどの侵襲的な方法が行われており、スクリーニングには内シャント部付近から発生する血流音（シャント音）の聴診が行われる。シャント音は狭窄によって異音が生じ、熟練者による聴診では「高周波の狭窄音」や「断続的狭窄音」と表現される²⁾。

病変のスクリーニングのための非侵襲な診察項目の一つである聴診は、医師の熟練した経験的判断に委ねられる。そこで、その定量化が望まれており診断補助装置として医療現場からのニーズは大きい。これまでに、我々は機械学習によって生体音響信号を分類することについて研究し、隠れマルコフモデルや自己組織化マップ等を使用した生体音響診断補助装置の開発を行ってきた³⁾⁻⁵⁾。本研究では、人の顔の認識⁶⁾、物体や人体の検出⁷⁾などにおいて大きな成果を上げている深層学習を導入することを検討した結果について報告する。

2. 理論

2.1 信号処理

本研究のフローチャートを図1に示す。採音したシャント音にSTMEM (Short-Time-Maximum Entropy Method) による特徴抽出を行い、これによって得た特

徴ベクトルを入力データとする。シャント音を1拍動分（約0.74s）切り出し、そのデータを5分割したのち、フレームごとにMEM処理を行う。MEMスペクトルの強度値の出力点数は、0~2kHzの周波数帯域で200点とする。これにより、1000点の特徴ベクトルを得る。シャント音を診断するにあたり、7~10拍動分を用いる。

2.2 深層学習の構成

深層学習であるCNN (Convolutional Neural Network) と、3層のFNN (Feedforward Neural Network) を用いてシャント音の分類（正常音・高周波音・断続音）を行い、比較する。CNNは4層の畳み込み層・プーリング層 (Layer 1~4) を持ち、入力層・2層の中間層・出力層からなるFNN (Layer 5~8) によってクラス分類を行う構成とする。Layer 1,3の畳み込み層はパディング・ストライドを使用せず、Layer 6,7のそれぞれの活性化関数はReLU関数とする。Layer 8は入力データのクラス分類を行うために、出力ノード数を目的クラス数の3とし、活性化関数はSoftmax関数とする。また、損失関数は交差エントロピー法を

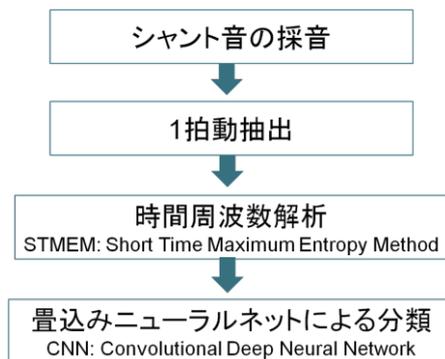


図1. シャント音分類のフローチャート

¹ 東洋大学 理工学部 生体医工学科
Toyo University

*Corresponding Author: suzuki021@toyo.jp

用いる。FNN は、入力データの形状が (1000×1) になるため Layer 5 入力ノード数を 1000 に変更したのち、Layer 6～8 を重ねる構成とする。

3. 実験条件

3.1 採音装置の構成

血管拡張手術の前後で患者の協力のもと採音を行ったものである。採音に使用した機器は PC, A/D 変換, 多チャンネルセンサのシリコンマイクであり、サンプリング周波数は 50kHz, 量子化ビット数 24bit, マイクと腕を密着させるために使用するベルトのカフ圧は 20mmHg である。図 2、図 3 に装置の構成とシャント音の採音風景を示す。本研究は山梨大学医学部倫理委員会の承認のもと実施された。

3.2 学習セットの作成と条件

使用したシャント音データは、正常音 18 人分 (175 個)・高周波音 25 人分 (235 個)・断続音 4 人分 (31 個) の計 47 人分 (441 個) である。また、1 人当たりのデータ数は 7～10 である。学習データが不十分であるという問題を改善する方法として、学習セットを作

成する。学習においては多数のデータを学習させ、評価においては未知のデータを判断させるような検証方法を用いる。まず学習セット 1 ではデータ 2～42 の 41 データを CNN 及び FNN に学習させ、学習に用いないデータ 1 を評価する。次に、学習セット 2 では、データ 2 以外を学習させ、学習に用いないデータ 2 を評価する。このような作業を全データが評価されるまで行い、47 人分の正答率および損失関数を求める。ただし正答率 = (出力信号が教師信号と一致した回数) ÷ (一人当たりの総データ数) × 100 とする。学習終了条件は epoch (学習回数) 300 とし、初期重みは乱数とする。

4. 結果と考察

4.1 シャント音の特徴と分類

採音したシャント音の時間周波数解析結果の一例を図 4 に示す。生体信号であるため、個人差および病変の進行度によってばらつきが生じるが、以下に特徴的と捉えられた点をまとめる。

(a) 正常音：500[Hz]以下の低い帯域に周波数成分が集

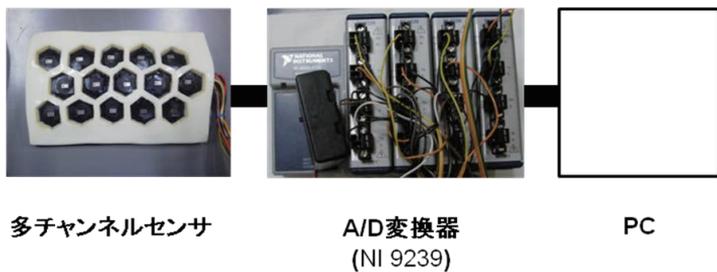
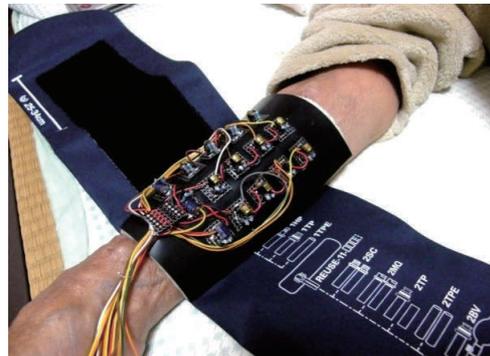
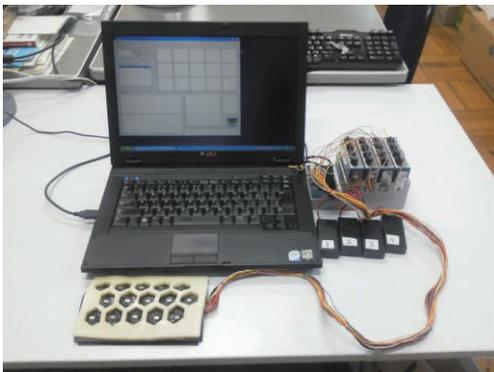


図 2. シャント音採取装置の構成



図 3. 採音風景

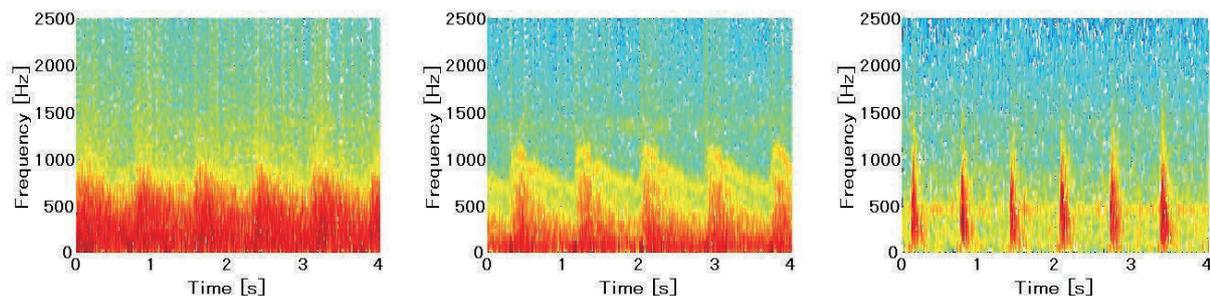


図4. シャント音の時間周波数解析結果の一例（正常・高周波・断続）

中し、周波数が高くなるに従って、なだらかに減衰していく。スペクトログラムでは、低周波成分がとぎれない。

- (b) 高周波の狭窄音：500[Hz]以上のスペクトル成分が正常音ほど減衰せず、なだらかな傾斜を持った周波数成分が存在する。もしくはスペクトルに局所的にピークが確認される。ピークが出現する周波数帯域は200[Hz]から1500[Hz]の範囲で、1周期のうちに出現する時刻や長さはシャント音によって異なる。スペクトログラムでは時間軸方向に続く縞が現れる。
- (c) 断続的の狭窄音：拍動の後、音圧が著しく減衰し、連続的な血流音として聴取できない。

4.2 シャント音の特徴と分類

CNN と FNN の各 epoch における正答率を表1に示す。CNN、FNN において正常音・高周波音の分類結果は epoch 200 以上で平均正答率 95.4%であり、高精度の結果が得られた。しかし CNN、FNN における断続音の分類結果はそれぞれ epoch 250 で平均正答率 80.6%、epoch 300 で平均正答率 65.3%であった。全体での正答率を比較すると、CNN は平均正答率 90.2% (epoch 250)、FNN は平均正答率 86.6% (epoch 300) であった。学習データ数は十分ではないが、epoch 300 までの段階では、CNN の分類精度が僅かに FNN を上回り、特に断続音の分類では CNN の平均正答率が約 15 ポイント高い結果となった。FNN であっても高い正答率であったのは、入力の前処理が、データの特徴抽出を十分に行えていたためだと考えられる。

表1. CNN と FNN の正答率 [%]

Epoch	CNN			FNN		
	正常	高周波	断続	正常	高周波	断続
50	85.8	85.6	0	75.9	71.6	0.0
100	93.8	87.1	34.7	88.9	80.0	25.0
150	94.4	90.7	59.7	89.5	85.8	48.6
200	96.3	91.8	72.2	94.4	92.9	56.9
250	96.3	93.6	80.6	96.9	95.9	56.9
300	96.3	95.6	76.4	97.5	96.9	65.3

5. まとめ

本研究では深層学習を用いて透析内シャント音による血管狭窄検出について検討した。CNN による分類との比較を行った。実験結果より epoch300 の段階では、CNN の正答率が僅かに FNN の正答率を上回った。本手法は血液透内シャント音の正常・狭窄の分類に有効であることが示唆された。

今後は学習セットをさらに増やす。また、フィルタ数・サイズ等・入力中間ノード数等、モデル構築にあたっての最適なパラメータを求める予定である。

参考文献

- 1) 赤松真：「バスキュラーアクセス完全マスターガイド」、メディカ出版、(2010)
- 2) U. Ozyer, A. Harman, C. Aytakin, F. Boyvat, and F. Karakayali, "Application of the AMPLATZER Vascular Plug in Endovascular Occlusion of Dialysis Accesses", *Cadiovasc Intervent Radiology*, Vol.32, pp.963-973 (2009)
- 3) Y. Suzuki, M. Fukasawa, O. Sakata, H. Kato, A. Hattori and T. Kato, "An auscultating diagnosis support system for assessing hemodialysis shunt stenosis by using self-organizing map", *IEEJ Transactions on*

Electronics, Information and Systems, Vol.131, No.1, pp.160-166
(2011)

- 4) H. Waki, Y. Suzuki, O. Sakata, M. Fukasawa and H. Kato, "Auscultating Diagnosis for Hemodialysis Shunt Stenosis using a Self-Organizing Map and Hidden Markov Model", IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems, Vol.132, No.10, pp.1589-1594 (2012)
- 5) H. Kato, M. Kiryu, Y. Suzuki, O. Sakata and M. Fukasawa, "Improvement of artificial auscultation on hemodialysis stenosis by the estimate of stenosis site and the hierarchical categorization of learning data", IEICE TRANS. INF. & SYST., Vol. E100-D, No.3, pp.175-180 (2017)
- 6) Y. Taigman, M. Yang, M. Ranzato and L. Wolf, "Closing the gap to human-level performance in face verification", DeepFace: Cardiovascular Intervent Radiology, 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, (2014)
- 7) Ross Girshick, Jeff Donahue, Trevor Darrell and Jitendra Malik, "Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation", Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 580-587 (2014)