

振幅圧伸法を用いた透析内シャント音による狭窄診断支援システムに関する要素開発 Elemental Study on Computer-aided Diagnosis System for Shunt Stenosis Sound Using Amplitude-bandwidth Compression/Expansion Method

鈴木 裕†, 森 鷹浩†, 服部 遊†, 加藤 隆也†, 深澤 瑞也†, 阪田 治†, 石川 稜威男†
Yutaka Suzuki, Takahiro Mori, Asobu Hattori, Takaya Kato,
Mizuya Fukasawa, Osamu Sakata, Itsuo Ishikawa

1. はじめに

透析内シャントでは血管が狭窄を起し、さらに悪化すると閉塞してしまう問題がある。血管の狭窄は経皮経管的血管形成術(PTA: Percutaneous Transluminal Angioplasty)により治療が可能だが、狭窄が進行すると成功率が下がるため、早期の発見が望まれている。非侵襲な一般的診断方法は、シャントから発生する血流音(シャント音)を聴診することであり、狭窄シャントでは高周波や断続的な音が発生するとされる。そこで我々は、シャント音による狭窄診断支援装置の開発に着手した[1]。シャント音による診断は非侵襲であり被診断者にかかる負担が少なく、装置が小型・軽量で低コスト化が見込める利点もある。加えて、装置化によって多点同時計測が可能となり、熟練者の聴診以上に診断の精度を高めることも期待できる。

これまでに、高周波狭窄音とされるシャント音においてウェーブレット変換し、時間一周波数表示すると高い周波数領域に特徴的な信号が検出されることが報告されている[2]。また、周波数解析結果によって対象の状態を判断する方法として、人工ニューラルネットワーク(ANN: Artificial Neural Network)を用いる方法がある[3]。ANNを用いる方法では、単純なパターン認識では判断できない対象を比較的高い精度で処理することが可能である。我々はこれまでに、熟練者が音響信号の微妙な違いを識別する認知機構をモデルとして、周波数解析結果を非線形処理である振幅圧伸法を適用してから ANN で判断させる診断装置を開発し、熟練者でも判断が難しい工業製品の欠損を打音により、95%を越える精度で診断可能なことを確認している[4]。振幅圧伸法では微小音を相対的に大きく増幅する作用があるため ANN の判断に微小音を寄与させることができる。この利点を有する音響診断装置を適用し、計測したシャント音の狭窄を判断させることで、シャント音の狭窄による変化の特徴を調べた。

2. 診断支援システムの特徴

医師や音響検査技師といった熟練者は病変、または欠損による異常音を聴き取り、高い精度で判断することができる。ヒトの聴覚には小さな音を相対的に大きく非線形増幅する機能があり、脳はその結果を判断している[5]。このようなヒトの聴覚認知機構を診断支援システムに考慮し、小さな信号を判断に寄与させる手法を構築した。

2.1 ヒトの聴覚認知機構を考慮した信号処理

診断対象の音をマイクで電気信号に変換し、デジタル符号化する。その信号を基底膜における周波数分析に対応させて周波数解析(FFT: Fast Fourier Transform)し、ラウド

ネス特性を参考にした非線形処理法である振幅圧伸法を用いてその振幅スペクトルを処理する。その出力を、脳に対応させて ANN に入力し、学習と判断をさせる。

2.2 振幅圧伸法

周波数による音の強さと健聴者が聴き取る音の大きさの関係は等ラウドネスレベル曲線[6]で与えられている。また、ヒトが感覚的に判断する音の大きさ(ラウドネス)と音の強度の関係は Lochner と Burger によってラウドネス関数で与えられる[6-9]。このラウドネス関数を参考にして、検査対象の音響信号を以下のように処理する。周波数解析したときのある振幅スペクトルの、全検査対象の最大振幅に対する相対値を A_f とし、処理後の出力を R_f とするとき、

$$R_f = A_f^n \dots \dots \dots (1)$$

とする。係数 n が 1 より小さいときは、小さな信号ほど大きな増幅率をもつ効果があり、圧伸係数 n が小さいほど、その効果は顕著となる。

2.3 ニューラルネットワークの構成

ANN は脳の仕組みを模倣したコンピュータシミュレーション上のネットワークで、判断基準となる教師信号(ここでは「正常」または「狭窄」)を学習させることで類似したデータを判別することができる[10]。本研究では入力層・中間層・出力層から成る三層構造のフィードフォワード型 ANN を用い、学習時にはバックプロパゲーションを用いた[11]。学習用データセットとそれらに対応する教師信号により学習させ、学習に用いない評価データセットの判断結果を診断結果(正常または狭窄)と比較することにより正答率を求めて評価する。

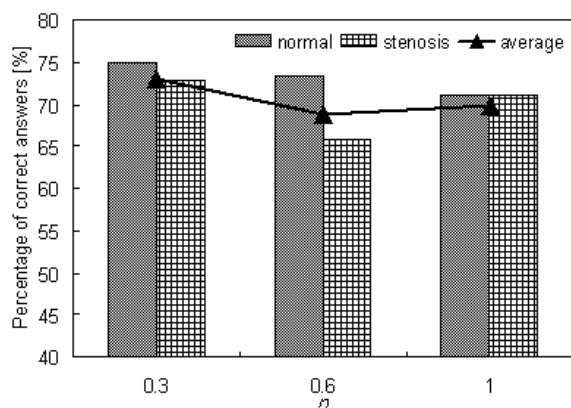
3. 結果と考察

血液透析患者の協力の下でシャント音を PTA の前後に採音した。専門の医師を含め、訓練によってシャント音に習熟した者達で再生音を試聴評価し、狭窄に伴う高周波が確認され、血管造影画像においても狭窄と認められたシャント音を高周波的狭窄音として診断対象とした。それらのデータを学習・評価セットとし、教師信号を正常音であれば 0.01、高周波的狭窄音であれば 0.99 とした。1人のシャント音あたり約 6 秒間のデータを 10 データ用いる。正常・高周波的狭窄データをそれぞれ 18 人分ずつ、計 360 データ用意した。それらを正常、狭窄を同人数含むように 4 つのセットとして振り分け、評価に用いない 3 つの学習セットによって学習させ、残りの 1 セットを評価に用いた。学習終了条件は、学習回数が 30000 回に到達した点とした。

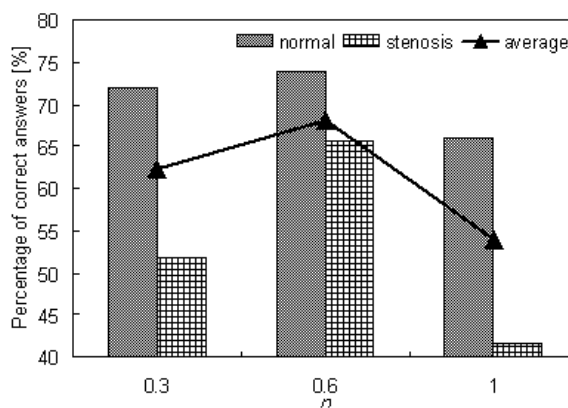
ANN に入力する周波数帯域、圧伸係数 n をそれぞれ変化させ、その正答率の変化を比較することでシャント音の狭窄による変化の特徴を調べる。正答率の変化を図 1 に示す。3 つのセットはそれぞれ 5 人分の正常音と高周波的狭

†国立大学法人 山梨大学, University of Yamanashi

‡東京都立産業技術研究センター, IRI Tokyo



(a) 100 Hz ~ 1 kHz



(b) 200 Hz ~ 1 kHz

図 1. ANN による診断結果

窄音から成り立っており、1つのセットはそれぞれ3人分ずつであり、その平均を正答率として表す。上限の周波数は一般的な聴診器の周波数特性に合わせ、1 kHzとした。周波数帯域が100 Hzから1 kHzのスペクトル成分によって判断させる条件では、正常・狭窄を合わせた正答率は $n = 0.3$ のとき最高であり、73.1%であった。一方、図示しないが、周波数帯域が20 Hzから1 kHzの条件では、100 Hzから1 kHzの条件と変化はなかった。200 Hzから1 kHzの条件では最高の正答率は $n = 0.6$ のとき68.2%であり、前者よりも正答率は下がる。これらの結果より、100 Hz以下の成分は高周波の狭窄音の判断には大きく影響しないが、100 Hzから200 Hzの成分は判断に影響する結果が得られた。

振幅圧伸法による効果は、周波数帯域を200 Hzから1 kHzとしたとき平均の正答率は54.0% ($n = 1$) から68.2% ($n = 0.6$) と14.2ポイントの上昇であり、有効であると認められた。一方、周波数帯域を100 Hzから1 kHzとしたとき、平均の正答率で69.8% ($n = 1$) から73.1% ($n = 0.3$) の3.3ポイントの上昇であり、有効ではあるが大きな効果は得られなかった。100 Hzから1 kHzの帯域を用いたとき、ANNによる高周波の狭窄音の判断は、比較的振幅の大きな信号で行われていることが考えられる。評価において正解に至らないサンプルは、そのときの学習セット中に類似した特徴を持ったサンプルが不足、もしくは存在しないからであると考えられ、正答率をさらに高めるには、さらにサンプルを取得し、学習によってANNが対処することができるシャント音の幅を広げることが妥当であると考えられる。

4. まとめ

透析内シャントをより長期に使用するためには狭窄の早期発見が望まれる。非侵襲な診断方法としては専門の医師・スタッフによる聴診が行われていることから、シャント音による狭窄診断支援装置の開発に着手した。血液透析患者の協力の下、正常シャント音と狭窄シャント音を採音した。振幅圧伸法を適用したANNによる診断を行うことで、シャント音の狭窄による変化の特徴を調べ、以下のことがわかった。

- 高周波の狭窄音の診断は100 Hzから200 Hz付近の信号成分も含めて高周波成分を判断する必要がある。
- 条件によって振幅圧伸法は有効であったが、100 Hzから1 kHzのスペクトルを用いた判断では大きな改善とは言

えなかった。高周波の狭窄音の判断は、比較的振幅の大きな信号で行われていることが考えられる。

- 高周波の狭窄音の診断に対し、7割以上の精度で判断することができた。正答率をさらに高めるためには、さらに学習サンプルを取得し、ANNが対処することができるシャント音の幅を広げることが妥当であると考えられる。

参考文献

- [1] 鈴木裕, 森鷹浩, 服部遊, 加藤隆也, 深澤瑞也, 阪田治, 石川稜威男, ニューラルネットワークを用いた生体音による病変診断支援装置の要素開発, 日本福祉工学会第12回学術講演論文集, pp.69-70, 2008
- [2] Toshio Sato, Kiichi Tsuji, Norimichi Kawasaki, Tetsuzo Agishi, Hiroshi Toma, Evaluation of blood access dysfunction based on wavelet transform analysis of shunt, The Japanese Society for Artificial Organs, pp.97-104, 2006
- [3] Sansalone M., et al., Impact-echo signal interpretation using artificial intelligence, ACI Material, American Concrete Institute, **89**(2), pp.178-187, 1992.
- [4] 鈴木裕, 服部遊, 加藤隆也, 石川稜威男, ヒトのラウドネス特性を考慮した聴診型ヘルスマニタ装置, 日本福祉工学会誌, **9**(2), pp.19-24, 2007
- [5] Brian C. J. Moore, An Introduction to the Psychology of Hearing, ACADEMIC PRESS, pp.72-74, 2003.
- [6] ISO226, Acoustics-Normal equal-loudness-level contours, 2003.
- [7] J.J. Zwillocki, R. P. Hellman, On the psychophysical law, J. Acoust. Soc. Am, **32**, p.924, 1960.
- [8] J.P.A. Lochner, J.F. Burger, Form of the loudness function in the presence of masking noise, J. Acoust. Soc. Am, **33**, pp.1705-1707, 1961.
- [9] L. E. Humes, J. F. Jesteadt, Models of the effects of threshold on loudness growth and summation, J. Acoust. Soc. Am, **90**, pp.1933-1943, 1991.
- [10] 谷萩隆嗣, 荻原将文, 山口亨, ニューラルネットワークとファジィ処理, コロナ社, p.3, 1998.
- [11] F. Silva and L. Almeida, Speeding up Backpropagation, R. Eckmiller Advanced Neural Computers, pp.151-158, 1990.