

ニューラルネットワークを用いた心雑音を有する 心臓病の自動診断

佐藤 功一* 竹田 博* 竹中 克**
坂本 二哉** 樋口 和彦*** 古瀬 彰***

Automatic Diagnosis of Heart Disease with Heart Murmurs Using Neural Network Technique

Koichi SATO, Hiroshi TAKEDA, Katsu TAKENAKA,
Tsuguya SAKAMOTO, Kazuhiko HIGUCHI, Akira FURUSE

Since a heart disease is one of those, the patients of which are expected increase in number, the development of a new advanced method of inspecting it has been eagerly waited for.

Mitsui Engineering & Shipbuilding Co., Ltd has studied a new type of examination method for heart disease with the consistent cooperation Tokyo University School of Medicine.

In this paper, we present a new type of PCG which concurrently measures heart sounds at 8 points located on the chest surface of the patients, then detects heart murmurs in those sounds and thereby diagnoses the heart disease automatically. There are 49 cases for the subject of our investigation, which could be asserted into 12 kinds of heart disease including valvular disease, congenital heart diseases, etc. In each instance, the patient was inspected for 6 kinds of abnormalities in a heart sound and also for a distribution pattern of heart murmurs, both being regarded as characteristic factors in diagnosing such diseases.

The case study was carried out on 19 cases by applying the technique of three-layered neural networks to the above characteristics factors and by employing the back propagation algorithm also.

The criteria thus obtained were applied to other 30 cases those included in above 49 cases. As a result, the diagnoses were found correct at a rate of 68 %. Furthermore, in the cases of complication of two different diseases, these two could be severally diagnosed so that one could be distinctly differentiated from the other at the success rate of 77 %

心臓病は今後増加が予想される病気の一つで新しい検査方法の開発が望まれている。三井造船は東京大学医学部と共同で胸壁上の8点で心音を同時に記録することにより心雑音を有する心臓病を自動診断する方法について検討した。対象症例は心雑音を有する弁膜症と短絡疾患の12疾患49例である。全例において6種類の異常心音の有無と心雑音の分布を特徴量として求めた。これら特徴量を3層階層型のニューラルネットワークに与え、誤差逆伝搬法を用いて学習を行った。学習に用いなかったデータの疾患名を判定させたところ、全体として68%の正答率であった。また、二種類の疾患が合併した合併症については77%の正答率で両方の病名を判定した。

1. ま え が き

1.1 心臓病について

心臓病は欧米先進国では最も死亡率の高い病気で、死亡率低減に向けて積極的な取り組みがなされている。一方、我が国においても心臓病による死亡率は高く、今後も死亡率が上昇することが懸念されている。このような観点から、心臓病の新しい治療方法や検査方法の開発が必要とされている。

1.2 心臓検査装置について

現在、種々の心臓検査装置が実用化されているが、現状の検査装置には万能なものはない。このため、個々の特長を生かして総合的に検査や診断を行っているのが実状である。例えば、現状では心臓病患者に対して行われる非観血的な検査方法として聴診、心音図検査、心電図検査、超音波ドプラー検査などがあるが、今後とも種々

の検査装置が必要である。

ところで、心音計は心臓から発せられる音（心音）の波形を記録する検査装置で、記録された波形（心音図）を基に診断を行うことができる。心音計は主として心臓弁膜症に有効である。ところが、元来心音には診断に有用な情報が多く含まれているにも拘らず、心音図の読み取りに熟練を要するため心音計は臨床的にはそれほど重要視されていない。心音を有効に利用できる装置を開発すれば簡易型の検査装置として有用であると考えられる。

心電計は心臓の拍動に伴い胸壁に生ずる電圧の時間的変動を記録する検査装置で、記録された波形（心電図）を基に診断を行うことができる。心電計は主として心筋梗塞、狭心症等の心筋関係の疾患に有効である。

超音波ドプラー装置は超音波を用いて、心臓や弁の動きを可視化すると同時に、血流の状態を可視化する検査装置である。超音波ドプラー装置は診断装置としては機能が非常に高いが、操作に熟練を要し、検査時間も要するため、精密検査段階で利用されている。

1.3 心音、心音計について

* 事業開発本部技術本部玉野研究所

** 東京大学医学部第二内科

*** 東京大学医学部胸部外科

心臓の鼓動に伴い、心臓から音や振動が発生する。正常な心臓では通常2つの音が聞かれる。その内の一つはI音と呼ばれており、心室が収縮を始める際に僧帽弁、三尖弁が閉鎖することにより生ずるとされている。もう一つはII音と呼ばれており、心室が拡張を始める際に大動脈弁、肺動脈弁が閉鎖することにより生ずるとされている。

ところが、心臓弁膜症、短絡症等の疾患がある場合、疾患部が変形、変質するため、血流により特有な雑音(心雑音)が発生する。また、この心雑音は疾患毎に固有な特徴を有するため、心音を聴取することにより心臓疾患の有無のチェック、疾患の診断が可能である。しかし、心臓を専門としない一般の医師にとっては心音の聴取により診断を行うことは比較的困難である。

このため、心音による診断を容易にすることを目的として、心音計が開発された。心音計は、センサ部(加速度センサ)、フィルタ部、増幅部、表示部(CRT、記録計)で構成され、計測された心音図の特徴を基に波形(心音図)から疾患名を診断しようとするものである。

例えば、図1は種々の疾患により生ずる心雑音の特徴を模式的に示したものであるが、計測された波形がこれらのパターンのどれに対応するかを判定して診断を行うことができる¹⁾。図2は心音計を用いて計測した心音、心電の記録波形の例を示している。上から順に低周波帯(L)心音図、中周波帯(M₁、M₂)心音図、高周波帯(H)心音図、そして最下段が心電図(ECG)である。図2a)は僧帽弁閉鎖不全症の波形である。収縮期(心室が収縮する時期)に僧帽弁が完全に閉鎖しないため、左心房への血液の逆流が生じ雑音が発生している。図2b)は大動脈弁閉鎖不全症の波形である。拡張期(心室

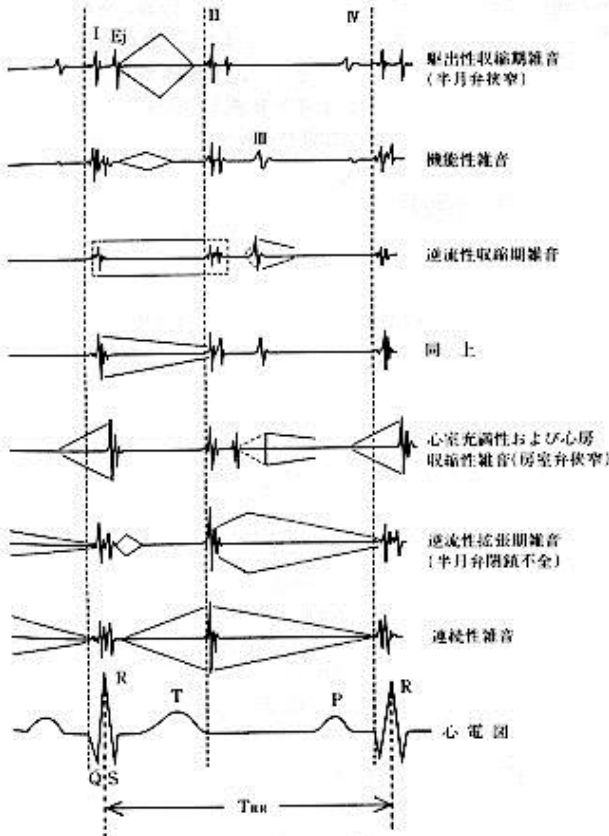
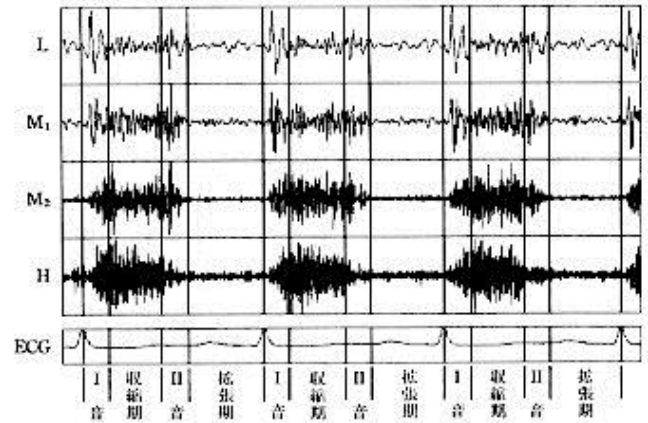
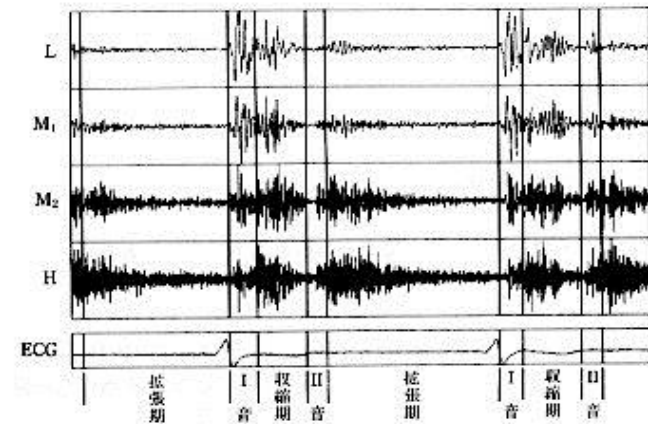


図1 心雑音の各種(模型図)
Various Types of Heart Murmurs (Model)



(a) 僧帽弁閉鎖不全症



(b) 大動脈弁閉鎖不全症

図2 心音記録例
Example of Phonocardiogram (PCG)

が膨張する時期)に大動脈弁が完全に閉鎖しないために、大動脈から左室内へ血液が逆流し心雑音が生じている。

しかしながら、実際に得られる心音図は容易に類別できるものではなく、心音図による診断は容易ではない。また、その後心音データ処理方法がいくつか研究されたが実用化はなされていない²⁾⁻⁶⁾。このため、現在心音図は聴診に客観性をもたせるためのバックデータとしてしか利用されていない。

ところで、従来の心音計は主として時間情報を利用しているが、心臓の疾患に対応して胸壁上で特有の心雑音強度分布が観測されることが明らかになっている⁷⁾⁻⁹⁾。このことから、心雑音強度分布を計測、解析する装置を開発すれば従来の心音計に比べて情報量が増えるため、診断能力を向上させることができ、実用的な装置となることが期待できる。

そこで、われわれは胸壁上の8点で心音を同時計測して得られた強度分布等の特徴量に、最近急速に発展してきたニューラルネットワークの技術を応用した。その結果、専門の医師の聴診能力と同程度の診断能力が得られた。

2. 計測方法

2.1 計測システム

図3に心音計システムの構成を示す。①が心音計制御部、②が心音アンプ、③が心音センサ、④が心電センサ、⑤がセンサ保持アー

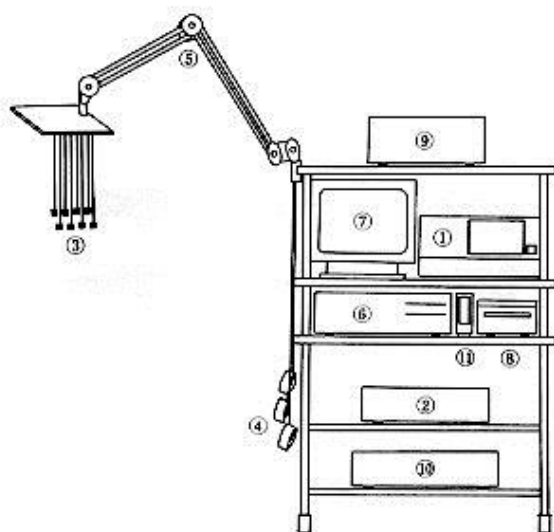


図3 心音計測システム
Inspection system

ム、⑥がデータ解析用パーソナルコンピュータ、⑦がCRT、⑧がデータ保存用の光磁気ディスク、⑨が解析結果出力のためのビデオプリンタ、⑩が電源ボックス、⑪が心音再生用スピーカーである。

心音センサで計測された心音信号は、アンプで増幅され、フィルタでL、M₁、M₂、H帯の4帯域に分けられた後、A/D変換されて心音計内のメモリに記録される。その後、パソコンにGP-IBで転送され、最終的には光磁気ディスクに記録される。データ解析は光磁気ディスクからデータを読みだしてパソコンで行った。

2.2 データ収集

心音測定部位は、図4に示す8ヶ所である。心音センサを被検者の肋骨を基準として第2肋間胸骨右縁(①)、第2～第5肋間胸骨左縁の4カ所(②～⑤)、③と第3肋間の鎖骨中線の間(⑥)、心尖部(⑧)、そして⑤と心尖部の間(⑦)にそれぞれ1個ずつ置いた。これら8カ所で主要な聴診領域はほぼ覆われている。このうち心尖部は心臓全体の伸縮運動の方向と胸壁とがほぼ直交しているため、一

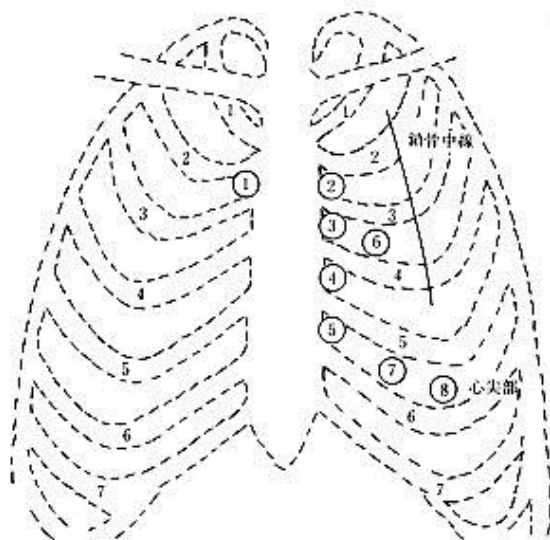


図4 心音測定位置
Measuring Location of PCGs

般に心雑音強度が最も大きく僧帽弁の開閉状態などが心音に最も反映される部位である。

計測は、特性の揃った心音センサ8個と心電センサを用いて約7.5秒間呼吸停止状態で行った。なお、被検者は防音室内で仰臥位の姿勢とした。

2.3 対象疾患

対象とした疾患は、心雑音を有する心臓弁膜症と短絡症で僧帽弁狭窄症(MS)4例、僧帽弁閉鎖不全症(MR)11例、大動脈弁狭窄症(AS)1例、大動脈弁閉鎖不全症(AR)3例、心室中隔欠損症(VSD)6例、心房中隔欠損症(ASD)2例、動脈管開存症(PDA)3例、僧帽弁狭窄症兼閉鎖不全症(MS+MR)7例、大動脈弁狭窄症兼閉鎖不全症(AS+AR)5例、僧帽弁狭窄症兼大動脈弁閉鎖不全症(MS+AR)2例、僧帽弁閉鎖不全症兼大動脈弁閉鎖不全症(MR+AR)3例、僧帽弁狭窄症兼大動脈弁狭窄症(MS+AS)2例の12症例49例である。これらは、すべて聴診によって心雑音が明瞭に聴取されたものばかりである。

3. 特徴量抽出

本章では、計測されたデータから特徴量である心雑音強度分布と異常心音を自動的に解析する方法について述べる。

3.1 I音、II音の同定

図5のc)、d)に示すように通常、弁膜症等では心雑音がI音、II音振幅より大きかったり、あるいはI音、II音を覆うため心音の生波形だけからI音、II音の同定を行うことは困難である。そこで図6b)に示すような心雑音部を減衰させI音、II音を強調したI-II音抽出波形を作成し、I音、II音の位置を同定した。

心電図は、I音、II音を探すためのトリガーとして用いた。すなわち心電図は図1の最下段に示すようにQ波、R波、S波、T波、P波からなり、R波はI音の発生時刻に、また、T波の終わりはII音の発生時刻にほぼ一致している。そこで、I音はR波の付近で、またII音はR波発生時刻を T_R 、R波とR波との間隔を T_{RR} とした時 $T_R + 0.25 T_{RR} \sim T_R + 0.75 T_{RR}$ の間でそれぞれI-II音抽出波形の最大値を検出することにより決定した。

3.2 異常心音解析

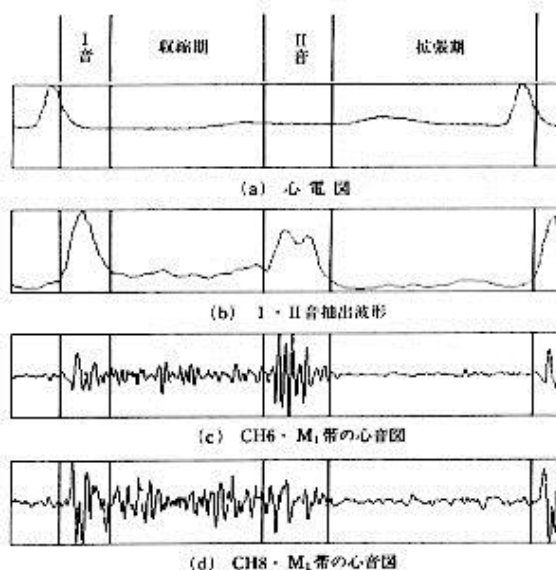
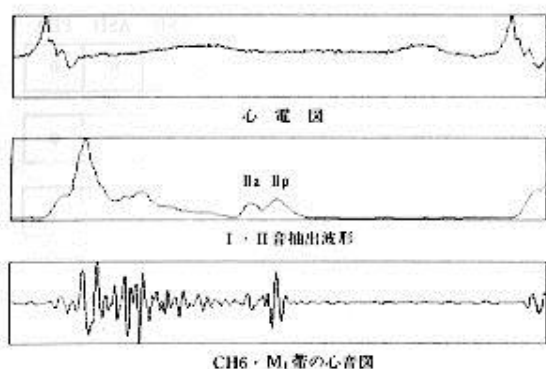
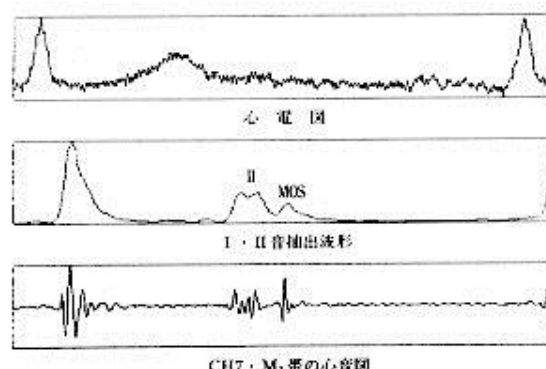


図5 I-II音抽出波形

Envelope with Enhanced First and Second Heart Sounds



(a) II音の分裂を示す心音図 (ASD)



(b) MOSを有する心音図 (MS)

図6 異常心音の判定
Judgement of Abnormal Heart Sound

異常心音としてI音亢進、I音減弱、II音分裂、僧帽弁開放音(MOS)の有無、異常III音の有無、異常IV音の有無の6種類を考え、判定は以下に述べる手順に従って自動的に行った。

I音亢進は心尖部のすべてのフィルタにおいてI音の振幅がII音の振幅より大きければ亢進と判定した。I音減弱は心尖部のL帯でI音がII音より小さければ減弱と判定した。

II音の分裂についてはI・II音抽出波形のII音部分が、図6(a)に示すように2峰性を呈し、かつその間隔が100 msec以下ならば分裂と判定した。

僧帽弁開放音、III音については図6(b)に示すようにI・II音抽出波形のII音の後にII音よりも振幅の小さい山ができる。この山の振幅がII音の振幅の半分以下で、かつII音との時間間隔が60 msec以上100 msec未満であれば僧帽弁開放音、100 msec以上であればIII音と判定した。

また、IV音については心尖部低周波帯心音図において心電図のP波とR波の間に相当する部分の振幅の絶対値の最大値が次に続くI音の高さの0.3倍より大きければIV音ありと判定した。

3.3 心雑音強度算出

計測された心音図から強度分布を計算するため、図7に示すように収縮期、拡張期を3等分した。そして各区間での振幅の2乗平均値を強度として求めた。

周波数帯としてL、M₁、M₂、Hの4周波数帯、時分割区間として6区間があるので、8計測点の心音信号より1周期について192個の心雑音強度が求められる。

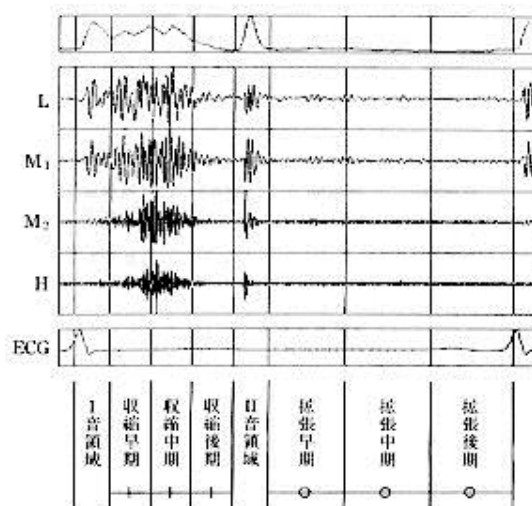


図7 心音時分割例
Time Division of PCG

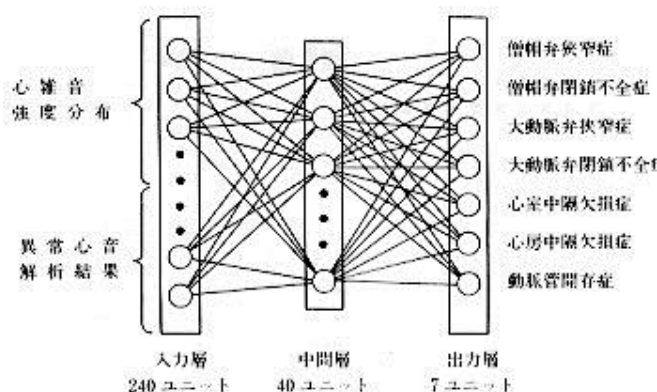


図8 ニューラルネットワークの構成
Structure of Neural Network

4. ニューラルネットワークによる自動診断

心音データを処理して得られた特徴量から自動診断を行うためにパターン認識に高い能力を示すニューラルネットワークを用いた。

4.1 ネットワークの構造

実験に用いたニューラルネットワークの構成図を図8に示す。ニューラルネットワークは、入力層、中間層、出力層の3層階層型構造で、入力層に特徴パラメータ数分のユニット、出力層には分類すべきカテゴリ数分のユニットを設定した。入力層は、240 ユニット、出力層は7 ユニットである。また、中間層のユニット数は40 ユニットとした。

4.2 パターン

4.2.1 入力パターン

ネットワークへの入力パターンは、心雑音強度分布と異常心音解析結果から作成した。

図9に入力パターンの構造を示す。まず、心雑音強度分布データから64000を最大値とするスケールングを行い、入力パターンファイルの心雑音強度分布部を作った。心雑音強度分布部のユニット総数は、192である。

次に、異常心音解析結果としてI音亢進、I音減弱、II音分裂の

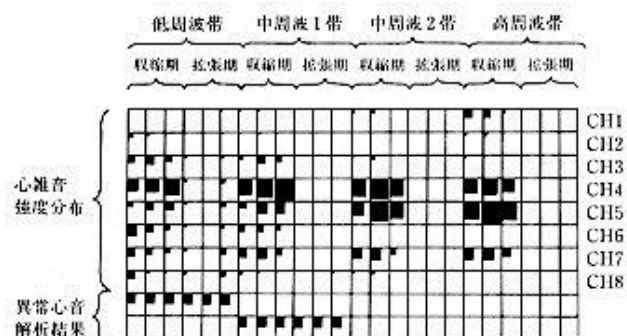
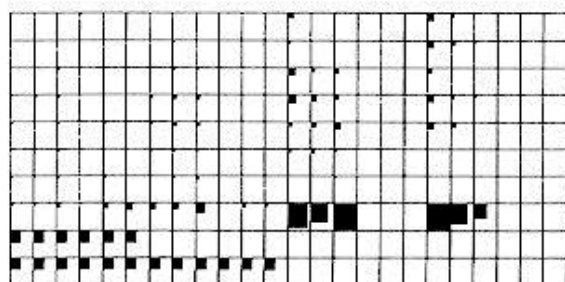
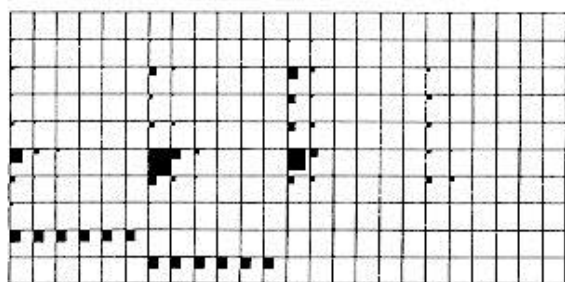


図9 入力パターンの構造
Structure of Input Pattern



(a) MR (II音分裂, 異常III音, 異常IV音)



(b) ASD (II音分裂, 異常IV音)

図10 入力パターン例
Examples of Input Pattern

有無, 僧帽弁開放音の有無, 異常III音の有無, 異常IV音の有無の6種類を考えた。各解析結果につき6ユニットを割当て、各異常心音が存在するときは、全てのユニット値を30000, そうでないときは0とした。解析の都合上、値が常に0のユニットを12個設けたので異常心音解析結果部のユニット総数は、48となる。

よって、入力パターンのユニット総数は、心雑音強度分布部と異常心音解析結果部を合わせて240となる。以上のようにして作成した入力パターン例を図10に示す。図10はMRとASDの入力パターン例である。

4.2.2 教師パターン

対象とした疾患の種類は12種類であるが、これらのうち、7症例が単一症、残りの5症例はこれら単一症が2種類合併した合併症である。そこで、教師パターンは7ユニットによる表現とし、各ユニットにMS, MR, AS, AR, VSD, ASD, PDAの病名を割り当てた。12症例の教師パターンを図11に示す。

4.3 学習方法

ユニットのしきい値関数はシグモイド関数を、学習アルゴリズム

	MS	MR	AS	AR	VSD	ASD	PDA
MS	1	0	0	0	0	0	0
MR	0	1	0	0	0	0	0
AS	0	0	1	0	0	0	0
AR	0	0	0	1	0	0	0
VSD	0	0	0	0	1	0	0
ASD	0	0	0	0	0	1	0
PDA	0	0	0	0	0	0	1
MS+MR	1	1	0	0	0	0	0
AS+AR	0	0	1	1	0	0	0
MS+AR	1	0	0	1	0	0	0
MR+AR	0	1	0	1	0	0	0
MS+AS	1	0	1	0	0	0	0

図11 教師信号パターン
Teacher Patterns

表1 自動診断に用いたデータ一覧
Data Table

疾患分類	学習データ	判定データ
MS	2	2
MR	3	8
AS	1	0
AR	1	2
VSD	2	4
ASD	1	1
PDA	1	2
MS+MR	3	4
AS+AR	2	3
MS+AR	1	1
AR+MR	1	2
AS+MS	1	1
合計	19	30

は誤差逆伝搬法を用いた¹⁰⁾。また、重み係数の初期値、しきい値の初期値、忘却係数、重み係数のゲイン、しきい値のゲインなどの学習パラメータをそれぞれ、0.2, 0.2, 1.0, 0.2, 0.2とした。

49例のデータは表1に示すように学習データと判定データに分けた。

表2 判定結果と評価
Experimental Result and Evaluation

疾患名		第1候補	第2候補	第3候補	評価	配点	正答率
MS	1	MS(0.982)	ASD(0.044)	MR(0.032)	○	1	100%
	2	MS(0.980)	MR(0.094)	PDA(0.021)	○	1	
MR	1	MR(0.993)	MS(0.344)	AR(0.069)	△	0.5	75%
	2	MR(0.183)	VSD(0.079)	ASD(0.078)	○	1	
	3	MR(0.637)	MS(0.021)	VSD(0.019)	○	1	
	4	AR(0.457)	MR(0.390)	VSD(0.185)	△	0.2	
	5	MR(0.893)	AS(0.015)	MS(0.012)	○	1	
	6	MR(0.876)	VSD(0.299)	AR(0.123)	△	0.5	
	7	AR(0.666)	MR(0.659)	VSD(0.036)	△	0.5	
	8	MR(0.969)	AR(0.369)	MS(0.051)	△	0.5	
AR	1	AR(0.878)	AS(0.877)	MR(0.024)	△	0.5	50%
	2	AR(0.700)	AS(0.295)	MR(0.021)	△	0.2	
VSD	1	AS(0.911)	AR(0.153)	MR(0.052)	×	0	38%
	2	MR(0.379)	MS(0.191)	AR(0.053)	×	0	
	3	VSD(0.510)	AR(0.085)	AS(0.041)	○	1	
	4	VSD(0.809)	AR(0.362)	MR(0.337)	△	0.5	
ASD	1	ASD(0.408)	VSD(0.046)	PDA(0.013)	○	1	100%
PDA	1	MR(0.101)	MS(0.080)	AR(0.042)	×	0	0%
	2	MR(0.604)	VSD(0.087)	AR(0.046)	×	0	
MS+MR	1	MR(0.988)	MS(0.148)	PDA(0.010)	△	0.5	75%
	2	MS(0.822)	MR(0.353)	PDA(0.015)	○	1	
	3	MR(0.504)	VSD(0.030)	ASD(0.025)	△	0.5	
	4	MS(0.476)	MR(0.218)	AR(0.036)	○	1	
AS+AR	1	AS(0.974)	AR(0.131)	PDA(0.010)	△	0.5	83%
	2	AS(0.987)	AR(0.905)	MS(0.026)	○	1	
	3	AS(0.855)	AR(0.361)	VSD(0.294)	○	1	
MS+AR	1	AS(0.950)	MS(0.877)	ASD(0.030)	△	0.5	50%
MR+AR	1	MR(0.749)	AR(0.178)	AS(0.136)	○	1	75%
	2	AS(0.971)	AR(0.902)	PDA(0.027)	△	0.5	
MS+AS	1	MS(0.977)	AS(0.177)	AR(0.036)	○	1	100%
全体							68%

データ提示法は、提示パターン毎に重みを更新するパターン学習とし、1000回の学習を行った。

4.4 判定結果

判定結果を表2に示す。疾患名とあるのが、複数の臨床検査の結果確定した病名である。ニューラルネットワークの出力値の高い順に第1候補、第2候補、第3候補とした。推定名の後に続く括弧内の数値が推定値であり、最大値は1である。

この判定結果に対して以下の評価を行った。

- 1) 推定した疾患名が有意と見なされるためには推定値が少なくとも、0.15以上でなければならない。
- 2) 単一症の場合、第1候補の病名が正解かつ第2候補の推定値が、0.15以下であれば、○(配点1)とする。また、第1、第2候補の推定値がとも0.15以上の場合、どちらかの病名が正解であれば、△(配点0.5)とする。その他の場合は、×(配点0)とする。
- 3) 合併症の場合、第1、第2候補の二つの病名がともに正解で

あれば○、どちらか一方が正解であれば△、その他は×とする。正答率は配点の合計をデータ数で割って求めた。

5. 考 察

数少ないデータで学習したにも拘らず、12種類という多くの疾患に対して全体で7割に近い高い正答率が得られた。同時に合併症5疾患についての正答率は77%と予想以上に高く、ニューラルネットのもつパターン認識能力をよく示している。

ただし、判定結果を注意深く観察すると、不合理な誤りもいくつかある。例えば、心雑音の特徴が明らかに違うMRとARを間違えたり、同様にVSDをASやARと間違えている点、あるいは心雑音波形が非常に特徴的で心音による診断が容易とされるPDAの正答率が0であるといった点である。これらの点については今後改良を要する。

また、今回は小数のデータで学習、判定を行おうとしたため一疾

患に対して出力層の一ユニットを対応させたが、データ数の多いMRなどでは、同じ疾患でも病状の進行度、あるいは疾患の部位などにより入力パターンに多様性が見られた。今後データ数を増やしていくことにより、一疾患をそのパターンによってさらに複数のサブカテゴリーに分類すれば、より精度の高い診断が可能になると考えられる。

次に、ニューラルネットによる医療診断の問題点として、正答率が高くなり診断精度が向上しても、然るべき診断根拠が示されなければ利用価値のあるシステムとは言えないという意見がある¹¹⁾。この点については、判定した疾患名に加えて、入力パターンを数値的に解析して得られる心雑音強度の強い部位、あるいは周波数帯域、また異常心音解析結果などを出力することによって解決できると考えられる。

6. あとがき

心臓病は今後増加が予想される病気の一つであり、新しい検査方法の開発が望まれている。今回、われわれは心音の情報を有効に利用する新しい心音検査方法について検討した。

本検査方法は胸壁上の8点で心音図を同時に記録し、記録された心音から、異常心音、心雑音分布を自動解析することにより心雑音を有する心臓疾患を自動診断するものである。異常心音としては、6項目について判定した。また、心雑音としては心音図の収縮期と拡張期を3等分して時間毎、周波数帯域毎の広がりを求めた。これらの特徴量を3層階層型ニューラルネットワークを用いて学習させ、学習に用いなかったデータの疾患名を判定させた結果、以下の結論を得た。

(1) 疾患の種類により正答率に大きな差があるが全体として12疾患30例に対して68%の正答率を得た。

(2) 合併症5疾患11例に対して77%の正答率で両方の疾患名を判定した。

今後データ数を増やし、さらなる学習を行うことにより正答率の向上が期待できると考えられる。

最後に、心音計の製作にご協力頂いた事業開発本部業務本部健康医療機器事業室の関係各位に深く感謝の意を表する。

参考文献

- 1) 上田、海渡、坂本：臨床心音図学—心臓の聴診と心音図法、メディカルエレクトロタイムス社、(1978)
- 2) 吉村、岡村、下地、小原、古平、菅野、中山：医療におけるコンピュータの応用形態 心音図、総合臨床、22, 1(1973), p.40
- 3) 町井：心音診断装置、総合臨床、21, 4(1972), p.695
- 4) 横井、魚住、岡本、水野、岩塚、高瀬、渡辺、安井：心音図自動診断、総合臨床、23, 1(1974), p.180
- 5) 西村、富永、吉原、森口：心臓疾患のための自動心音識別、電子通信学会技術研究報告、MBE 85-6(1985), p.35
- 6) 岩田、小川、石井、鈴木、池谷、横井、魚住：心音図の自動識別—線形予測法による処理—、医用電子と生体工学、17, 3(1979), p.185
- 7) 小川：胸壁表面における心音心雑音の強度分布と減衰に関する研究、Japan. Circ. J., 32, February(1968), p.211
- 8) 林：コンピュータによる心音エネルギーの胸壁面分布に関する基礎的研究、Japan. Circ. J., 37, September(1973), p.1103
- 9) M.Okada: Chest wall maps of heart sounds and murmurs, Comput. Biomed. Res., 10, 35(1977), p.281
- 10) Rumelhart DE, McClelland JL, the PDP Research Group: Parallel Distributed Processing. (1986), MIT Press Cambridge MA
- 11) 長谷川：ニューラルネットによる診断支援、BME, 5, 10(1991), p.40