

ニューラルネットワークによる長時間心電図の情報圧縮

正員 長坂 保典[†] 正員 岩田 彰[†] 正員 鈴木 宣夫^{††}

Data Compression of Long Time ECG Recording Using Neural Network

Yasunori NAGASAKA[†], Akira IWATA[†] and Nobuo SUZUMURA^{††}, Members

あらまし 本論文では、ホルター心電図波形の情報圧縮にニューラルネットワークを適用する手法について、これまでに提案した基本的なアルゴリズムをもとに種々の改良を施すことによって圧縮率を向上できることを示し、更に他手法との比較を通して本手法の有効性を定量的に示す。情報圧縮は3層の階層型ネットワークを用いて行うが、特徴として中間層素子数を出力層より少なくして、入力波形を出力層に再現するように学習を行う。その結果、入力波形を少数の中間層素子の発火レベルから再現可能となり、原波形の代わりにその発火レベルを記録することによって、大幅な情報圧縮が可能になる。更に、波形の時間的な変化に対応するために、学習用と圧縮用のネットワークを分離した二重構造を使用して、情報圧縮を行いながら動的に結合重みの変更を行う。提案した手法と従来からある5種類の主要な情報圧縮手法について、計算機シミュレーションを行い比較評価を行った。MIT/BIH不整脈データベースの23組のデータに対して、PRDで20~10%、CCで98~99%の領域における圧縮率は1/25~1/12であり、5手法中で最も結果の良かったTOMEK法の2~1.1倍の圧縮率を示した。

キーワード ホルター心電図、情報圧縮、ニューラルネットワーク、バックプロパゲーション、デジタルシグナルプロセッサ

1. ま え が き

心臓疾患の診断を行う際に心電図から得られる情報は重要な位置を占めるため、心電図記録は有用な検査法として広く利用されている。しかし一過性、発作的に出現する調律異常や虚血性心疾患における心電図ST-T部分の異常などは、受診時の短時間の心電図記録では検出することがしばしば困難であり、長時間連続した心電図の記録が必要とされる。このような長時間心電図記録法は、その提案者の名前をとってホルター心電図法と呼ばれる。ホルター心電図法では記録時間内における異常出現の頻度や時刻、および時間的な分布を細かく観察できるので、先に述べた一過性で現れる心機能の異常出現の判定の他にも、心臓疾患の治療後の経過観察や薬剤効果の定量的な観察にも有効であ

る。

現在実用化されているホルター心電図記録装置は、小型の磁気テープレコーダを心電図波形の記録媒体として使用しているが、波形をデジタル信号に変換してICメモリカードなどの電子デバイスに記録するならば、テープの駆動装置などの機械的部分がなくなり信頼性が向上するものと思われる。また波形をデジタル信号として扱うことによって、テープ走行に起因するノイズや波形ひずみの問題なども回避することができる。しかしICメモリカードには現状では記憶容量が小さいという問題点があり、これを用いるには何らかの情報圧縮を行う必要がある。

心電図波形の情報圧縮手法は従来数多く提案されてきているが、その原理に基づいて分類すると大きく三つのグループに分けることが可能である⁽¹⁾。すなわち、(1)原波形に含まれる情報はすべて保存して、符号化などによって圧縮を行うもの、(2)一定の許容誤差を設定して、その誤差範囲内で波形を近似することによって圧縮を行うもの、(3)サンプリングされた点を直接記録するのではなく、波形の特徴を表現するパラメータな

[†] 名古屋工業大学電気情報工学科, 名古屋市
Department of Electrical and Computer Engineering, Nagoya
Institute of Technology, Nagoya-shi, 466 Japan

^{††} 中部大学工学部電子工学科, 春日井市
Faculty of Engineering, Chubu University, Kasugai-shi, 487 Japan

どの組合せで記録を行うことによって圧縮を行うものの^{(1),(13)}、である。波形の再現性という観点では(1)が最も優れており、圧縮率では(3)が最も優れている。しかし、実用性という点から考えると、原波形の細部まですべて完璧に再現する必要は必ずしもなく、診断に必要な情報を欠落させずにある程度の圧縮率が得られるという理由から(2)に属する手法が数多く研究されてきた。このグループに属する圧縮手法としてはAZTEC^{(11),(17)}、TP、CORTESE⁽¹⁴⁾、Fan、SAPA^{(4),(15)}、MSAPA^{(2),(3)}、TOMEK法⁽¹²⁾などがあり、許容する誤差によって異なるが、1/5から1/20程度の圧縮率が得られる。

我々はこれまでにニューラルネットワークを用いた心電図波形の情報圧縮のアルゴリズムを提案している⁽⁵⁾⁻⁽¹⁰⁾。ニューラルネットワークはパターン認識の分野などでは数多くの応用例が報告されているが、時系列信号の情報圧縮に適用した例はほとんど見られない。心電図波形は1心拍の波形を単位として考えると、短時間内では各心拍の波形間にかなりの類似性が認められる。この波形の類似性に着目して、ある時刻における典型的な波形のパターンを、ニューラルネットワークの学習能力を利用してネットワークに記憶させ、類似パターンについては一定の誤差範囲内で、少数のニューロンの発火レベルの変化により近似することを情報圧縮の原理としている。波形の特徴は逐次ネットワークの結合重みの値として記憶することが可能であり、事前に予測できない波形の変化にも対応することができる。波形の再現は記録したニューロンの発火レベルから原波形の標本点を再構成し、それに基づいて波形を再現する。

本論文ではこれまでに提案した基本的なアルゴリズムをもとに、許容誤差を超えた点の例外処理の改良、圧縮能力に関与するパラメータの調整などを施すことによって圧縮率を向上させ、さまざまな心電図波形への適応性を増した手法について、その有効性を他の圧縮手法との比較を通して示す。更に評価においては、提案する手法とSAPA法、TOMEK法などの従来ある主要な圧縮手法について、心電図波形の情報圧縮の計算機シミュレーションを行い、それらの能力を比較検討し総合的な評価を行った。

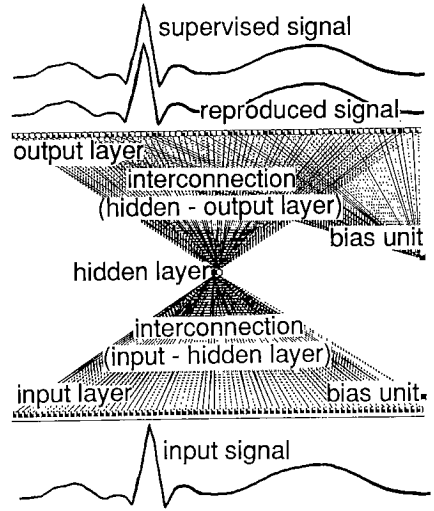


図1 情報圧縮に用いるニューラルネットワークのモデル
Fig. 1 Neural network model for data compression.

2. ニューラルネットワークによる情報圧縮

2.1 情報圧縮の原理

情報圧縮を行うニューラルネットワークは、図1に示すような階層構造のものを用いる。中間層は複数にすることもできるが、圧縮の原理は同じであるのでここでは中間層が1層の場合について述べる。中間層と出力層の各ニューロンにはバイアス素子が結合されている。学習アルゴリズムは誤差逆伝搬学習(back-propagation)^{(19),(20)}を用いる。学習時に、入力信号と教師信号に同じ波形を使用することによって、入力波形を再現する(恒等写像を行う)ネットワークを構成するように学習を行う。このとき中間層ニューロン数を少なく制限していることによって、波形の再現精度は限定されるが、入力波形の特徴が少数の中間層ニューロンの発火レベルとして表現されるようになる。また学習終了後のネットワークには、学習データとして用いた各波形を再現するのに必要な、波形を構成する共通要素に関する情報が記憶されていると考えられる。学習が終了した時点で、波形再現の基本的情報として結合の重みを記録しておき、各心拍の波形変化については中間層ニューロンの発火レベルを記録することによって、近似的に(入力層のニューロン数:中間層のニューロン数)の圧縮率が得られる。波形は記録した結合の値と中間層ニューロンの発火レベルのみから再現可能である。

2.2 ネットワーク構成の検討

階層構造のニューラルネットワークはさまざまな構成が考えられるが、高い圧縮率と再現精度を同時に得ようとした場合、中間層数や中間層ニューロンの個数には最適値が存在すると考えられる。つまり、中間層数や中間層ニューロンの個数の増加は記録するデータ量の増加を意味し、圧縮率の低下を招く。逆に記録するデータ量を少なくすると再現精度が低下する。よって両者の適当な妥協点を見出す必要がある。この問題については、異なる構成のネットワークを用いて心電図波形の学習を行い、学習時の誤差の減少過程や、学習後のネットワークの波形の再現性について検討した。中間層数は1層と3層、中間層のニューロン数は2, 5, 10個のように変化させ、それぞれを組み合わせて6種類の異なる構成のネットワークを使用した。入力層、出力層のニューロン数は70個とした。ニューロンの発火レベル、結合重みなどはすべて浮動小数で表現されている。そして、それぞれのネットワークに対して10組の異なる心電図波形を用いて学習させた。その中の3組のデータにおける学習時の誤差の減少の様子を図2に示す。(a), (b), (c)それぞれにおいて、(1)と(2)は中間層が1層でニューロン数はそれぞれ2個と5個、(3)から(6)は中間層が3層でそれぞれの三つの数字はニューロン数を意味しており、真ん中の数

字が記録を行う層のニューロン数を表している。横軸は学習回数を表しており、学習は500回繰り返した時点で打ち切った。縦軸は学習途中の誤差を心拍当りのR. M. S. (Root Mean Square) 誤差で表しており、学習が進むに従って減少していくのがわかる。

波形の変化の大きい(a)と他の1組のデータに対しては、(2)のように中間層のニューロン数が多いネットワークが学習終了時の誤差が小さくなった。しかし記録するデータ量の増加を考慮すると、この程度の改善では効果がないと判断した。(b), (c)と他の6組を含む合計8組のデータでは、学習終了時に6種類のネットワークでほぼ同程度の誤差に収束した。このことから、一部の例外を除いて誤差の収束性に関しては中間層数、中間層ニューロンの個数にはあまり依存せず、ほぼ一定の誤差を残して収束することがわかった。

また、この実験では中間層を3層にした場合の再現精度の向上はあまり認められなかった。この理由は学習データのほとんどが類似した波形であり、学習により獲得される入出力関係が単純なため、3層の中間層で実現される複雑な写像を必要としなかったと考えられる。更に中間層を3層にした場合は、(a), (c)のように誤差が収束するのに1層の場合よりも多くの学習回数を必要とする傾向があり、中間層数を増やすことによる効果はなかった。

学習後のネットワークで再現した波形を比較すると、波形の再現精度は学習時の誤差の収束状況にほぼ比例することがわかった。しかし、全体的に見た場合、記録するデータ量の増加に見合った再現精度の向上は認められず、総合的に判断すると中間層数は1層、中間層のニューロン数は2個が適当であるという結論に達した。

2.3 学習と情報圧縮の独立した処理

心電図波形は短時間内では波形の類似性が認められるが、長時間に渡って観測した場合、体位の変化等種々の要因によって次第に変化していくと考えられる。このため、少数の学習パターンについてのみ学習を行ったニューラルネットワークでは、波形の変化に追従できなくなる。この問題を解決するために本システムでは、入力される波形について学習を常時行い、結合を動的に変更することによって、波形の予測不可能な変化にも対応可能としている。この機能を実現するために本システムでは独立したネットワークを二つ使用している。ネットワーク1は情報圧縮のみを行い、ネットワーク2は常時学習することによって結合の値を逐

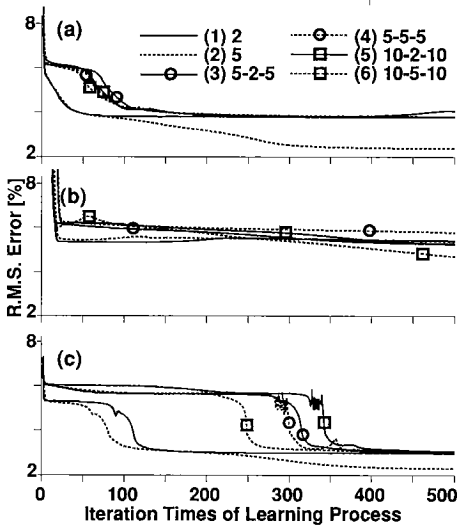


図2 6種類の異なるネットワーク構成における学習時の誤差の減少過程

Fig. 2 Error decreasing curves in learning process for 6 different network structures.

Used data (a) MIT101 (b) MIT102 (c) MIT115

次変化させていく。ネットワーク1で圧縮した結果の誤差が大きくなったときに、ネットワーク1の結合の値をそれまでに学習してきたネットワーク2の結合の値で置き換える。この「結合の置換機構」によって、その時々波形に最適な結合の値を使用することが可能となり、効率の良い圧縮を行うことができる。

3. システムの構成

3.1 心電図波形の前処理

心電図波形は周期が約0.8秒の周期波形であり、疾患や心電図記録時のノイズなどによって突発的に形状の異なる波形が現れることもあるが、短時間内では各心拍の波形間にかなりの類似性が認められる。このような波形の周期性、類似性に注目して、情報圧縮を行う過程でこれらを積極的に活用するならば、効率的な情報圧縮が可能になるとと思われる。本手法でも、1心拍分の波形を単位として圧縮処理を行う。また、連続波形の中から1心拍分のデータを切り出すために、R波の頂点を基準点として利用する。

R波検出のアルゴリズムを以下に示す。まず、原波形にローパス差分処理を施した波形を短時間の小領域に区切り、各領域ごとに振幅の最大、最小値および差分波形の最大、最小値を求める。差分波形の最大、最小値からその付近における差分波形のしきい値を設定し、それを超える点をR波の立上りの候補点とする。そして、候補点の直後に差分値の符号が変化する点をR波頂点の候補点とする。得られた候補点については、その小領域の振幅の最大、最小値および過去数心拍のR波頂点の振幅と比較し、一定の条件を満足した場合にR波頂点として認識する。その後、R波の頂点を基準にしてその前後の波形を、P波とT波が余裕をもって含まれるようにあらかじめ設定された点数だけ切り出す。各心拍の間の部分はあまり重要な意味をもたないと判断したので、本システムではその部分の情報は記録せずに波形再生時に線形補間するにとどめる。但し、R-R間隔を記録することにより各心拍の時間的な並びは正しく再現される。

心電図波形の別の特性として、1周期の波形においてその波形の部分によって周波数が異なることがある。QRS波の部分は周波数が高く、これに対してP波、T波の部分は周波数が低い。通常、心電図を記録する場合はQRS波が正しく表現されるような標準化周波数が使用されるわけであるが、情報圧縮の観点から考えた場合、P波、T波の部分をQRS波と同じ標準化周波

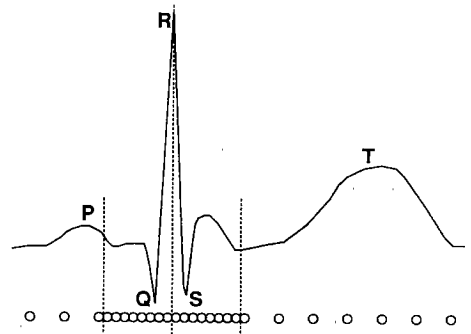
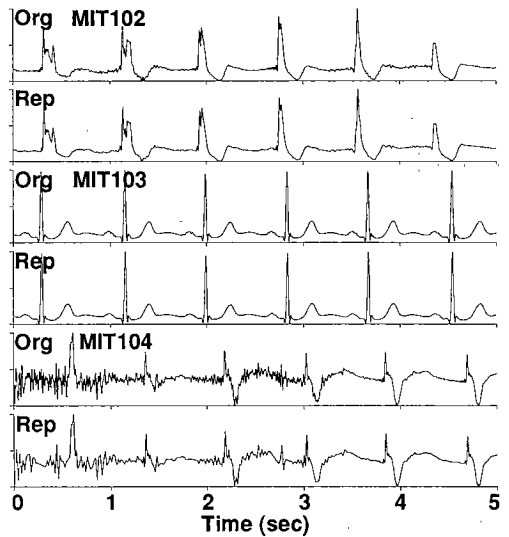


図3 心電図データの不均一サンプリング
Fig. 3 Non-uniform sampling intervals for ECG signal.



MIT\$\$\$: Data number Org : Original waveform
Rep : Reproduced waveform

図4 不均一サンプリング後のデータから再現した波形の例
Fig. 4 Examples of waveforms reproduced from the non-uniform sampled data.

数で記録するのは冗長であり、効率的でない。多くの情報圧縮手法はこの冗長性を排除するように圧縮を行うが、その場合は許容誤差の範囲内で最適な圧縮が行われるように記録する標本点を選択する。本手法でも同様の処理を行うが、他の手法と異なる点は記録する標本点を同一間隔で機械的に選択するので、各心拍における記録点数が一定である点である。この記録点選択法を不均一サンプリングと呼んでいるが、図3にその概念を示す。すなわち、本手法では最初に通常心電図を記録するときに用いられるような高い周波数でサンプリングした後に、QRS波以外の部分についてデータを選択的に抽出することにより全体のデータ量を減

らしている。この場合最適な圧縮とはならないが、記録点数が一定であることによってその後のニューラルネットワークでの処理が容易になる。また記録点間の時間間隔を記録する必要がないという利点がある。

原波形と、不均一サンプリングされたデータから再現した波形の例を図4に示す。不均一サンプリングされたデータから波形を再現するときの再現精度は、PRDで平均5.9%，CCで平均99.7%であり、十分な再現精度が確保されたままで原データ量の約20%に圧縮される。ここで、PRD (Percent Root-Mean-Square Difference：規格化RMS誤差)とCC (Correlation Coefficient：相関係数)とは波形の再現精度を評価する指標であり、以下の計算式によって計算される。PRDは再現波形の誤差の大きさを表し、CCは再現波形の形状の正確さを表す。評価対象はN点の標本点で構成される波形で、 $\{o_i\} (i=1, \dots, N)$ は原波形、 $\{r_i\} (i=1, \dots, N)$ は再現波形を表す。 \bar{o} 、 \bar{r} はそれぞれ原波形、再現波形の標本点の値の平均値を表す。

$$PRD = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{(r_i - \bar{r})^2 - (o_i - \bar{o})^2\}}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (o_i - \bar{o})^2}} \quad (1)$$

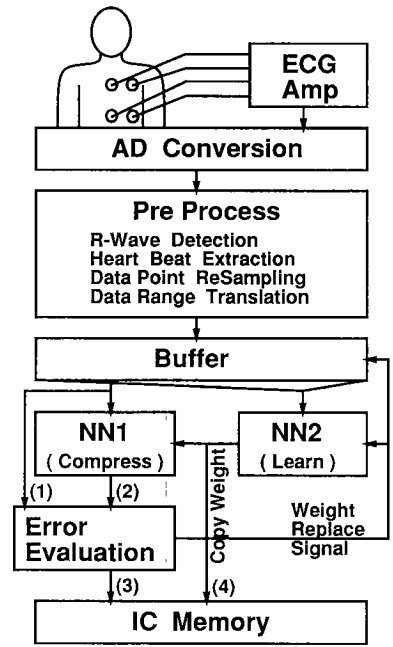
$$CC = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (o_i - \bar{o})(r_i - \bar{r})}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (o_i - \bar{o})^2} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (r_i - \bar{r})^2}} \quad (2)$$

最後に各心拍のデータはニューラルネットワークに入力可能な範囲の値に変換される。

3.2 システムの処理の流れ

システムのプロックダイアグラムを図5に示す。前処理が施された心電図波形は、まずバッファに一時蓄えられる。このバッファは20心拍分の容量をもったFIFO (First In First Out)のメモリで構成されており、最新の入力データで古いデータを置き換えていく。ネットワーク2はバッファ内に蓄積されたすべてのデータを用いて学習する。ネットワーク1はバッファから、最新のデータより10心拍分過去のデータを1心拍ずつ取り出して情報圧縮を行う。この結果、ネットワーク2はネットワーク1よりも見掛け上10心拍先のデータまで学習していることになり、結合の値を置換することになってもその先に出現する波形まで対応できることになる(波形の予習効果)。

図6に本手法で情報圧縮を行った場合の、メモリに保存されるデータの記録形式を示す。データは以下に



Note:
 (1): Original Waveform {o}
 (2): Hidden Unit's Output {h}
 (3): (1) or (2)
 (4): Weights of Connection {w}

図5 システムのプロックダイアグラム
 Fig. 5 Block diagram of ECG data compression system.

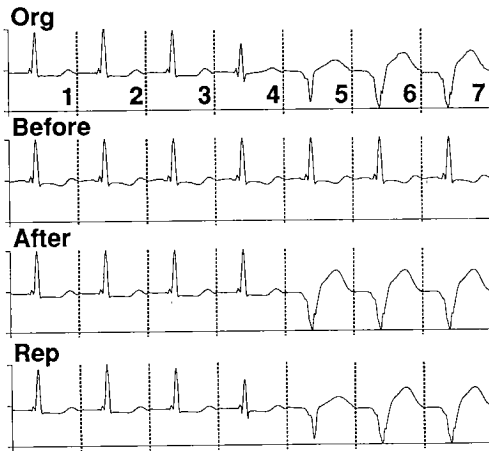
示す3種類に分けることができる。

- (1) ネットワークの結合の重み： $\{w\}$
- (2) 各心拍ごとの中間層ニューロンの発火レベル、(許容誤差を超える点の値)、R-R 間隔： $\{h\}$
- (3) 原波形、R-R 間隔： $\{o\}$

情報圧縮を行った後に、圧縮結果から再現した波形と入力した原波形を比較し、誤差点(処理開始時に設定する1標本点に対する許容誤差を超える点)の個数が許容範囲内の場合には中間層ニューロンの発火レベル $\{h\}$ を保存する。このときの少数の誤差点に関してはその点の値を同時に記録する。誤差点数が評価する理由は、ニューラルネットワークによる圧縮の特徴として少数の誤差点が波形の一部分に集中する傾向があり、その場合圧縮結果と少数の誤差点を記録する方が、原波形を記録するよりも効率が良いからである。誤差点数が許容範囲を超える波形が頻発した場合に、結合の置換が行われる。このとき、新しい結合の値 $\{w\}$ はメモリにも保存する。また、置換が起こる直前の圧縮結果はある程度誤差点が多くなっていると考えられるので、置換の直前10心拍分のデータについては、さかのぼって

Interconnecting Weights $\{w\} = w_{ho} : \text{hidden-output}$ $w_{bo} : \text{bias-output}$
Activation Levels of Hidden Units, (Error Points,) and R-R Interval $\{h\} = h_1, h_2, (o_{e1}, \dots, o_{en}), t_{R-R}$
$\{h\}$
:
Original Signal (70 points), and R-R Interval $\{o\} = o_1, o_2, o_3, \dots, o_{70}, t_{R-R}$
$\{h\}$
$\{o\}$
$\{w\}$
:

図6 メモリに記録されるデータ
 Fig. 6 Data list stored in IC memory.



Org : Original waveform Before : Reproduced waveform before replacing weights After : Reproduced waveform after replacing weights Rep : Actual reproduced waveform Data : MIT124

図7 結合重みの置換による再現波形の変化

Fig. 7 Improvement of reproduced waveforms caused by replacing the connecting weights.

新しい結合の値を用いて再圧縮を行う。しかし、置換直後の2度目の圧縮でも誤差点が減らない場合は原波形 $\{o\}$ を保存する。このような場合はネットワークの学習、汎化能力を超えるような非常に乱れた波形になっ

ていると考えられるので、情報圧縮の対象から外す。このような構成にすることによって、波形の連続的な変化には対応できるが、突発的なノイズや不整脈には対応できないので、そのような場合にも原波形を保存する。

図7に結合重みの置換の前後における再現波形の変化の例を示す。この波形は連続する波形の一部で正常波形から不整脈に変化するところである。図中のOrgは原波形を表し、Beforeは置換前の再現波形を表す。Before、Afterはネットワークの出力結果をそのまま表示しており誤差点の修正は行われていない。Afterと、同時に記録された誤差点の値をもとにして最終的に再現される波形がRepである。処理する過程では7番の波形までいったん処理が進められたが、この時点で結合重みの置換が行われ、10心拍さかのぼって再び圧縮が行われた。Beforeでは不整脈の入力に対しても正常波形が再現されてしまうが、これは不整脈の学習が行われていなかったためである。またT波の形状にも多少問題がある。これに対してAfterでは不整脈が正しく再現できるようになっている。但し、4番と5番の波形についてはピークの振幅や波形の一部の形状が多少異なるので、これらの点については原波形の値が記録される。記録されたデータから、最終的な再現波形としてRepが得られる。

4. 能力評価

4.1 使用した心電図波形

以下の実験では、Massachusetts Institute of Technology, Biomedical Engineering Center から提供される MIT/BIH Arrhythmia Database (2nd Edition, 1988) に含まれる心電図波形を用いて本方式と他の主要な情報圧縮手法との比較評価を行った。このデータベースにはホルター心電図記録装置で記録された2チャンネル約30分的心電図波形が48例収録されている。48例の中には正常なものから心機能に異常がある場合までさまざまな波形が含まれている。被験者は男性と女性がほぼ半数ずつ、年齢層は20歳代から80歳代まで広がっている。波形のサンプリングは360 Hzの標準化周波数で行われており、量子化ビット数は11 bit (2,048点の分解能) である。

データベースに付属するドキュメントによると、48組のデータは前半と後半の二つのグループに分類することができ、前半は母集団となるデータからランダム

に選択されたものであり、通常記録されるホルター心電図に近いものである。後半は生理学的観点から見て重要な心電図波形を選択したものである。今回の実験では前半の23組のデータをそのまま使用した。この中には通常波形、不整脈、ノイズ、アーチファクトなどが含まれており、臨床で記録されるのとはほぼ同じ状況を再現することが可能と思われる。

4.2 パラメータの設定値

計算機シミュレーションに際しての、主要なパラメータの設定値を以下に示す。ネットワークの各層のニューロン数は入力層、出力層が70、中間層が2である。学習用のネットワーク2においては、バッファのデータが一つ更新されるごとに学習を20回以上(学習結果によって異なる)行う。結合の置換は、連続した5心拍中に誤差点を7点以上含む波形が3心拍検出された場合で、学習結果が十分収束しているときに限って実行される。記録データの精度は内部的に浮動小数で計算した後、中間層ニューロンの発火レベルについては6 bit、また結合の重みと原波形については8 bitに変換してそれぞれ記録する。この値は現在実用化されているICメモ리카ードの記憶容量を考慮した結果であるが、6 bit、8 bitの組合せは過去の実験結果からデータ量に比して原波形の形状を、最も保存可能な量子化ビット数の組合せであるという理由から決められた。データの量子化ビット数は演算装置の能力およびメモリの記憶容量に左右されるが、これらの条件が許すならばビット数を増して分解能を向上させることができる。

4.3 比較した情報圧縮手法

シミュレーションを行うに際して、提案する手法のほかに従来ある主要な情報圧縮手法についても同じ条件で情報圧縮、波形再現のシミュレーションを行い、圧縮率と波形の再現精度について比較評価を行った。対象とした手法は本手法(NN法)、SAPA2(Fan)法⁽¹⁰⁾、SAPA3法、MSAPA法、TOMEK法、テンプレート法(TM法)の6手法である。

SAPA2(Fan)法、SAPA3法、MSAPA法はいずれも許容誤差範囲内で折れ線近似によって情報圧縮を行う手法であり、SAPA法に関してはAZTEC、TP、CORTESの各手法と比較した場合、優れた波形の再現性と高い圧縮率を兼ね備えているという報告がある⁽¹⁰⁾。

TOMEK法も折れ線近似を行う手法であるが、前記3手法と異なるのは原波形との2乗誤差が最小になるように記録点を算出するものであり、必ずしも原波形上の標本点を記録点とするものではない。

表1 NN法の結果における圧縮率、再現精度(PRD, CC)の例

No.	C.R.	PRD	CC	No.	C.R.	PRD	CC
100	1.685	.178	.985	113	3.333	.117	.993
101	1.572	.238	.971	114	3.437	.332	.941
102	1.624	.234	.973	115	2.493	.111	.994
103	1.892	.167	.984	116	3.993	.180	.983
104	7.009	.219	.971	117	3.418	.147	.989
105	3.406	.212	.971	118	4.554	.170	.987
106	6.820	.210	.973	119	4.444	.186	.980
107	4.935	.171	.986	121	3.366	.159	.988
108	4.329	.310	.939	122	2.874	.087	.996
109	2.279	.143	.992	123	1.761	.132	.992
111	7.160	.215	.976	124	1.742	.127	.993
112	4.240	.144	.990	Av.	3.581	.182	.980

No. 波形データの番号(MIT\$\$\$)
 C.R. 圧縮率(原波形のデータ量を100としたときの圧縮後のデータ量)
 PRD Percent Root-Mean-Square Difference, 規格化RMS誤差
 CC Correlation Coefficient, 相関係数
 Av. 各項目の平均値

TM法はNN法との比較のために追加したものであり、入力データの前処理や波形の再現時にはNN法と同じ処理を行う。異なるのはNN法がニューラルネットワークで行う部分の処理を、複数心拍分のテンプレートをを用いたテンプレートマッチングで行う点である。ニューラルネットワークの中間層ニューロンの発火レベルの代わりにテンプレート番号を、ネットワークの結合重みや原波形の代わりに新しいテンプレート波形を、それぞれ記録する。そのどちらの場合も、TM法の方が記録するデータ量は少ない。NN法とTM法の結果を比較することによって、ニューラルネットワークで情報圧縮を行う有効性を明らかにすることが可能である。

4.4 シミュレーション結果

6種類の手法のそれぞれについて、数種類の異なる許容誤差を設定して情報圧縮のシミュレーションを行い、ビット圧縮率と波形の再現精度(PRD, CC)との関係を求めた。設定した許容誤差は手法間で若干異なるが、NN法とTM法については、各標本点に対する許容誤差をデータのダイナミックレンジの1.5%から6.0%まで、SAPA2(Fan)法、SAPA3法、MSAPA法、TOMEK法については直線近似を行う区間内の最大誤差点で1.0%から5.0%まで変化させた。表1はNN法の結果の一例である。得られた結果について平均値(Av.)を求め、圧縮率を横軸に、PRD,

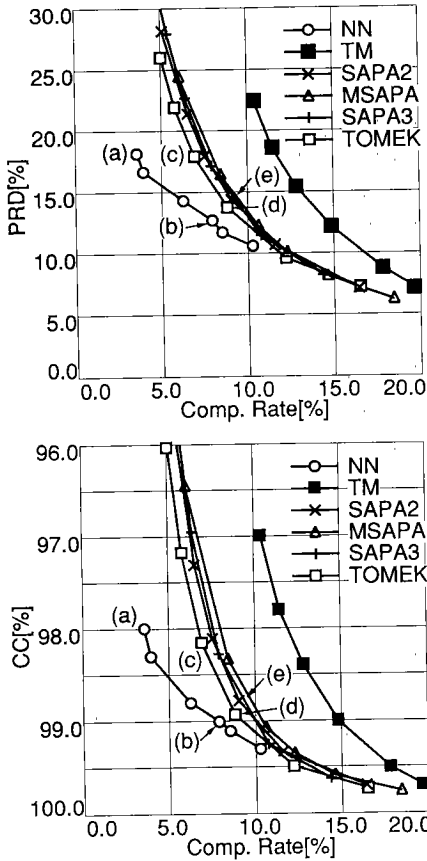


図8 6種類の手法における圧縮率とPRD, CC
Fig. 8 Compression rates versus PRD, CC for 6 different methods.

CCを縦軸に対応させて両者の関係をプロットしたのが図8である。二つのグラフの(a)点が表1の結果の平均値(Av.)に対応する。同様に、他の点もある許容誤差における結果の平均値を表している。二つのグラフにおいてプロットされる点が原点に近いほど、結果が優れていることを意味する。

波形の再現精度に関しては、心電図波形に含まれる診断に有用な情報を欠落させないために、実用上どの程度の精度が要求されるかというのが問題となる。ここではPRDで12.5%、CCで99.0%程度を基準として、その付近の圧縮率を比較した。この程度の再現精度であれば、原波形にかなり忠実で波形の細部まで表現される再現波形が得られ、実用性からも問題はないと考えられる。このときの圧縮率は原波形のデータ量を100%としたときに、圧縮後のデータ量がNN法が8%に対して他の手法では10%前後であり、NN法が

1.25倍の圧縮率を有している。NN法を除く5種類の手法の中で最も良い結果を示しているTOMEK法と比較しても、PRDに関して1.2倍、CCでは1.1倍の圧縮率が得られており効率の良い圧縮が行われていることがわかる。但し、個々のデータに関して見た場合比較した手法の方が本手法よりも圧縮率が高かったものも若干存在する。

TM法と比較した場合、NN法の方が記録するデータ量が多いにもかかわらず、平均して2倍程度の圧縮率の改善が認められる。これは、波形の前処理や記録点の抽出方法などが全く同一であることを考えると、ニューラルネットワークを用いたことによって情報圧縮能力が大きく向上していることを示している。

再現精度をこれ以上に向上させていくと、すべての手法の結果がほぼ同じ圧縮率に漸近していくと思われる。逆に再現精度を低下させていくと、圧縮率の違いはより大きくなり、CCが98.0%のときの圧縮率では、それが実用に耐え得る再現精度であるかという問題はあるが、NN法が他の手法の2倍の圧縮率を有するようになる。実用的な観点から見ると、PRDで10~20%、CCで98~99%の領域でNN法がすべての場合で他の5種類の手法よりも優れた圧縮率を示している。今回の結果は23組のデータに対する圧縮率の平均値であるが、使用したデータは実際のホルター心電図において記録されたさまざまな要素を含んでおり、このデータに対する結果は各手法の能力をある程度正しく反映しているものと考えられ、結果として本手法の有効性が示されたと考ええる。

図8の(a)~(e)に対応する再現波形の例を図9から図11に示す。(a)、(b)はNN法、(c)、(d)はTOMEK法、(e)はSAPA2法の再現波形である。図9は正常心拍の例であり、図10、図11は異常心拍を含む場合の例である。図9に示すような正常心拍の場合は典型的な波形が連続して現れるので、情報圧縮は比較的容易である。波形を比較すると、それぞれの手法の波形再現上の特徴がよく現れている。

図9におけるNN法の再現波形は(a)、(b)のどちらも細部までかなり忠実に再現されており、特に問題はないものと思われる。QRS部分における鋭角的な波形とT波の滑らかな波形がともに自然に再現されている。このような典型的な波形が連続する場合に関してはNN法では約1/100、1%前後の圧縮率が得られる。TOMEK法、SAPA2法の再現波形はその原理から再現波形が直線的になるという性質がある。QRS部分に

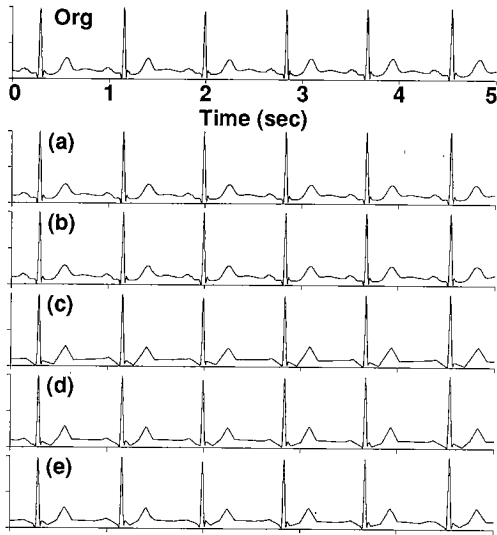


図9 圧縮したデータから再現した波形の比較(Data : MIT103) Org : 原波形 (a)~(e) : 図8の(a)~(e)に対応する波形で, (a), (b)はNN法, (c), (d)はTOMEK法, (e)はSAPA2法の再現波形である
 Fig. 9 Comparison of Original waveform of MIT103 (Org) and reproduced waveforms from compressed data by NN (a), (b), TOMEK (c), (d), and SAPA2 (e). (a)~(e) indicate the points in Fig. 8.

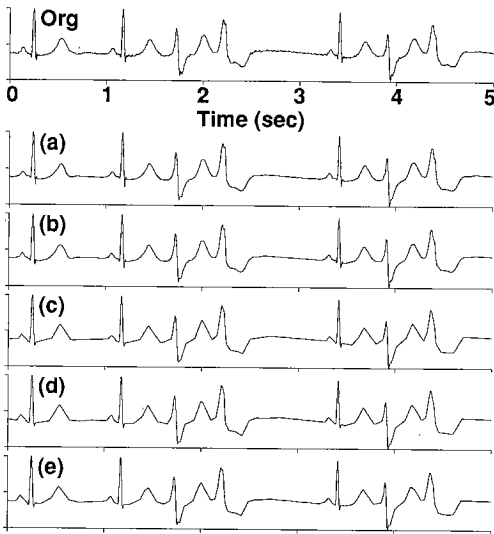


図10 圧縮したデータから再現した波形の比較(Data : MIT106) Org : 原波形 (a)~(e) : 図8の(a)~(e)に対応する波形で, (a), (b)はNN法, (c), (d)はTOMEK法, (e)はSAPA2法の再現波形である
 Fig. 10 Comparison of Original waveform of MIT106 (Org) and reproduced waveforms from compressed data by NN (a), (b), TOMEK (c), (d), and SAPA2 (e). (a)~(e) indicate the points in Fig. 8.

においてはかなり忠実に再現されており問題はないが、P波、T波に関しては形状が変化しており、原波形との差が大きい。またT波の頂点が鋭角に表現されるのも問題があると思われる。ST-T部分も1本の直線で単純に表現されてしまうので、原波形におけるST-T部分の変化が正しく表現されない。これらの性質はどの心拍についても見られ、波形のおおむねの形状は表現されているが、細部に注目するとその再現性は必ずしも優れているとは言いがたい。

図10、図11に示すような異常波形を含む場合についても、波形の再現性に関しては正常心拍の場合と同様のことが言える。図においては不整脈がいくつか観察されるが、NN法と他の2手法の間では再現性に多少の違いが見られる。

NN法の結果は(a)、(b)のどちらの場合も不整脈がかなり自然に再現されている。この部分はネットワークでの圧縮結果において誤差点数が許容範囲を超えたので原波形が記録されている。本手法では形状のよく似た波形についてはニューラルネットワークの特徴を生かして高い圧縮率を得て、形状変化の著しい波形については原波形を記録することによって、圧縮率が低下するという犠牲を払っても正確な形状の再現を行う

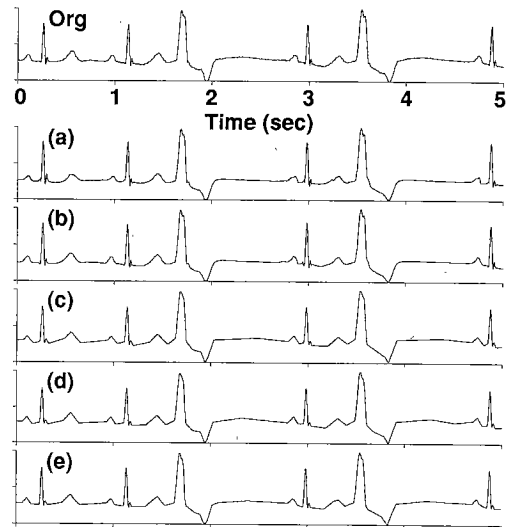


図11 圧縮したデータから再現した波形の比較(Data : MIT119) Org : 原波形 (a)~(e) : 図8の(a)~(e)に対応する波形で, (a), (b)はNN法, (c), (d)はTOMEK法, (e)はSAPA2法の再現波形である
 Fig. 11 Comparison of Original waveform of MIT119 (Org) and reproduced waveforms from compressed data by NN (a), (b), TOMEK (c), (d), and SAPA2 (e). (a)~(e) indicate the points in Fig. 8.

ようにしている。そのため、変化の著しい波形は正常波形であったとしても原波形が記録される一方、不整脈であっても形状が似ており頻繁に現れるものであるならば、最初のうちは原波形が記録されるが、学習結果がうまく収束した時点で結合の置換を行うことによってネットワークでの圧縮が可能になる。例として示した部分についても、この後形状の似た不整脈が続くならばネットワークでの圧縮に切り換わる可能性がある。他の2手法の場合は波形が直線的になってしまう部分があり、細部の再現性にやや不満が残る。

以上三つの再現波形の例から、次のことがわかる。すなわち、波形の再現精度に関しては、PRD、CCのような指標による評価で同程度の再現精度になる場合であっても、実際に再現された波形を比較するとNN法は他の手法よりも自然な、人間が波形を観察した場合により原波形に近いと感じる波形を再現することが可能である。また、どの例においても(a)と(b)との波形の間には問題となるような大きな差は認められず、厳密には医師の判断が必要であるが(a)程度の再現精度でも許容されると考える。このときの平均圧縮率は3.6%、約1/25で他の手法の2倍となり、優れた圧縮率が表現されている。

5. ハードウェアによる実現に関する考察

本論文で提案した情報圧縮手法は、圧縮率と波形の再現精度に関して優れた能力を備えているが、ニューラルネットワークの計算を実時間で行うために、高速な演算装置が必要になるという問題がある。最も計算量の多い処理は波形の学習を繰り返す部分であるが、1心拍の波形が入力される間に20心拍分の波形について数十回の学習を行う必要がある。その場合、標準的なパーソナルコンピュータのCPU(中央演算装置)程度の処理速度では対応できない。よって、高速な数値演算専用のプロセッサを使用する必要がある。近年、DSP(Digital Signal Processor)と呼ばれるデジタル信号処理に適した演算機構を備えたプロセッサが画像処理、音響工学などの分野でさまざまな用途に応用されているが、演算装置としてDSPを使用するならば実時間処理が可能である。実用化されているニューラルネットワークのアクセラレータで標準的な処理能力のDSPを用いているものでは、1DSP当りで500KCUPS(Connection Update Per Second: 1秒間に学習による結合重みの更新が何回可能かを表す)程度の処理が可能である^{(21),(22)}。提案した手法における学習時の計算量

は、学習を1心拍ごとに50回繰り返すとしたとき350KCUPS程度になるが(1心拍/秒と仮定)、この程度の計算量ならば前処理などの学習以外の処理を含めても標準的なDSPで十分実現可能であると考ええる。

$$350(\text{Connections}) \times 20(\text{Patterns}) \times 50(\text{Iterations}) \\ = 350 \text{ K} \quad (3)$$

6. むすび

本論文では、我々がこれまでに提案しているニューラルネットワークを用いた情報圧縮の手法について、誤差点の例外処理の改良、パラメータの調整等を導入することによって能力を向上できることを示した。更に従来ある主要な情報圧縮手法との比較によって本手法の有効性を定量的に示した。

本手法の最大の特徴は、学習用と情報圧縮用の二つのネットワークを用いていることである。そして、一方で学習を常時行って結合を動的に変化させてその時々での入力波形に最適な結合を保持しておき、入力波形が変化して情報圧縮後の再生波形の誤差が大きくなったときに、情報圧縮用のネットワークの結合を学習用のネットワークの結合でもって置換することにより、波形の予測不可能な変化にも対応可能としている。

MIT/BIH Arrhythmia Databaseの23例の心電図波形を用いて、従来ある主要な5種類の心電図圧縮手法と比較実験を行った。その結果、実用的と思われるPRDで20~10%、CCで98~99%の領域で圧縮率は1/25から1/12であり、本手法がすべての場合において他の手法よりも優れた圧縮率を示した。これは比較した5種類の手法の中で最もよい結果が得られたTOMEK法に対して、2倍から1.1倍の圧縮率である。また波形の再現精度についても、本手法は他の手法よりも原波形に忠実な波形を再現する能力を備えていることがわかった。以上の結果から、本手法は心電図波形の情報圧縮手法として有効であると考ええる。

本手法は、圧縮率と波形の再現精度に関して優れた能力を備えているが、ニューラルネットワークの計算を実時間で行うために計算量が多く、高速な演算装置が必要になるという問題がある。今後はDSPを用いたデジタルホルター心電図記録システムを設計し、試作機を作成することによって、ハードウェアを用いた性能評価を行っていくことを考えている。

謝辞 計算機シミュレーションに協力して頂いた名古屋工業大学電気情報工学科黒柳奨氏に深謝します。

文 献

- (1) 津田 進, 清水孝一, 松本伍良 : “最適化直交展開手法を用いた心電図のデータ圧縮手法”, 信学論(D), **J68-D**, 12, pp. 2064-2071 (1985-12).
- (2) 津田 進, 清水孝一, 松本伍良 : “BEAT TO BEAT VARIATION を利用した心電図データ圧縮法”, 信学技報, **MBE85-37** (1985).
- (3) 松本伍良, 清水孝一 : “心電情報の圧縮と再生信号の品質”, **BME**, 日本 ME 学会, **1**, 1, pp. 56-60 (1987).
- (4) 山崎 豊, 高橋幸郎 : “デジタルメモリを用いたホルター心電計”, 信学技報, **MBE89-133** (1990).
- (5) 長坂保典, 岩田 彰, 鈴木宣夫 : “ニューラルネットによる長時間心電図の特徴抽出と情報圧縮”, 信学技報, **MBE88-91** (1988).
- (6) 長坂保典, 岩田 彰, 鈴木宣夫 : “ニューラルネットによるデジタルホルター心電図記録システム”, 信学技報, **MBE88-133** (1989).
- (7) Iwata A., Nagasaka Y. and Suzumura N. : “A Digital Holter Monitoring System with Dual 3 Layers Neural Networks”, Proc. IEEE & INNS Int. Joint Conf. Neural Networks, Washington D. C., **2**, pp. 69-74 (1989).
- (8) Nagasaka Y., Iwata A. and Suzumura N. : “Data Compression using Neural Network for Digital Holter Monitor”, Proc. Int. Conf. IEEE Eng. Med. & Bio. Soc., Seattle, Part 6, pp. 2019-2020 (1989).
- (9) Iwata A., Nagasaka Y. and Suzumura N. : “Data Compression of the ECG Using Neural Network for Digital Holter Monitor”, IEEE Eng. Med. & Bio. Mag., **9**, 3, pp. 53-57 (Sept. 1990).
- (10) 長坂保典, 黒柳 奨, 岩田 彰, 鈴木宣夫 : “デジタルホルター心電図記録装置のためのニューラルネットによるデータ圧縮方式”, 信学技報, **MBE90-85** (1990).
- (11) Cox J. R., Nolle F. M., Fozzard H. A. and Oliver G. C. : “AZTEC, a Preprocessing Program for Real-Time ECG Rhythm Analysis”, IEEE Trans. Biomed. Eng., pp. 128-129 (April 1968).
- (12) Tomek I. : “Two Algorithms for Piecewise-Linear Continuous Approximation of Functions of One Variable”, IEEE Trans. Comput., **C-23**, 5, pp. 445-448 (April 1974).
- (13) Ahmed N., Milne P. J. and Harris S. G. : “Electrocardiographic Data Compression Via Orthogonal Transforms”, IEEE Trans. Biomed. Eng., **BME-22**, 6, pp. 484-487 (Nov. 1975).
- (14) Abenstein J. P. and Tompkins W. J. : “A New Data-Reduction Algorithm for Real-Time ECG Analysis”, IEEE Trans. Biomed. Eng., **BME-29**, 1, pp. 43-48 (Jan. 1982).
- (15) Ishijima M., Shin S., Hostetter G. H. and Sklansky J. : “Scan-Along Polygonal Approximation for Data Compression of Electrocardiograms”, IEEE Trans. Biomed. Eng., **BME-30**, 11, pp. 723-729 (Nov. 1983).
- (16) Barr R. C., Blanchard S. M. and Dipersio D. A. : “SAPA-2 Is the Fan”, IEEE Trans. Biomed. Eng., **BME-32**, 5, p. 337 (May 1985).
- (17) Furht B. and Perez A. : “An Adaptive Real-Time ECG Compression Algorithm with Variable Threshold”, IEEE Trans. Biomed. Eng., **BME-35**, 6, pp. 489-493 (June 1988).
- (18) Jalaeddine S. M. S., Hutchens C. G., Strattan R. D. and Coberly W. A. : “ECG Data Compression Techniques - A Unified Approach”, IEEE Trans. Biomed. Eng., **BME-37**, 4, pp. 329-343 (April 1990).
- (19) Rumelhart D. E., Hinton G. E. and Williams R. J. : “Parallel Distributed Processing”, **1-2** (1986).
- (20) Rumelhart D. E., Hinton G. E. and Williams R. J. : “Learning Representations by Backpropagating Errors”, *Nature*, **323**, 9, pp. 533-536 (1986).
- (21) 佐藤幸優, 岩田 彰, 鈴木宣夫, 松田 聡, 吉田征夫 : “汎用浮動小数点 DSP によるニューラルネットアクセラレータ”, 信学技報, **MBE88-134** (1989).
- (22) Iwata A., Yoshida Y., Matsuda S., Sato Y. and Suzumura N. : “An Artificial Neural Network Accelerator Using General Purpose 24 Bits Floating Point Digital Signal Processors”, Proc. IEEE & INNS Int. Joint Conf. Neural Networks, Washington D. C., **2**, pp. 171-176 (1989).

(平成 4 年 5 月 25 日受付, 10 月 15 日再受付)

長坂 保典



昭 63 名工大・情報卒。平 3 同大大学院博士前期課程了。同年同大大学院博士後期課程入学, 現在に至る。ニューラルネットワークに関する研究に従事。

岩田 彰



昭 48 名大・工・電気卒。昭 50 同大大学院修士課程了。同年名工大・情報助手。昭 57 年 4 月より昭 58 年 10 月まで, ドイツ連邦共和国ゲーセン大学医学部医用情報研究所客員研究員。昭 59 名工大・情報・助教授。現在名工大・電気情報・助教授。生体情報処理, 画像処理・理解, ニューラルネットワークに関する研究に従事。工博。日本 ME 学会, 情報処理学会, 神経回路学会, IEEE 各会員。

鈴木 宣夫



昭 28 名大・工・電気卒。民間会社勤務の後, 昭 38 名大・工・助手。以後, 講師, 助教授を経て, 昭 49 名工大・情報工学科教授。昭 60 学科改組により電気情報工学科教授。平 4 中部大学工学部電子工学科教授。この間, 生体信号の計測, 処理, 生体関連の画像処理の研究に従事。工博。