

量子ノイズが支配的な動画の画質改善を学習したニューラルフィルタの解析とその近似フィルタの実現

鈴木 賢治[†] 堀場 勇夫[†] 杉江 昇^{††}

本論文では、非線形未知システムである学習後のニューラルフィルタ (NF) の解析の一手法を提案する。量子ノイズが支配的な医用 X 線動画像に対する、ノイズ低減とエッジ強調による画質改善を学習させた NF の解析を行い、学習後の NF の特性を明らかにする。医用 X 線動画像に混入する量子ノイズは濃度値に依存して量が変化するノイズであるため、学習後の NF は濃度値に依存した特性を持つと考えられる。このことに着目し、提案手法は、一定の規則に基づいて発生した解析用入力信号を、非線形未知システムに入力した場合の出力応答により解析を行うものである。本手法による解析から、NF がノイズ低減、エッジ強調、動画像への対応を獲得していることを明らかにする。さらに、解析結果に基づき、NF の機能を規模の小さな回路で近似的に実現するフィルタを構築する。NF と近似フィルタの近似精度を出力画像の比較から定量的に評価し、NF の機能を近似的に実現したフィルタであることを実験的に示す。

An Analysis of the Neural Filter Trained to Improve Quality of Images with Quantum Noise and Realization of Approximate Filter

KENJI SUZUKI,[†] ISAO HORIBA[†] and NOBORU SUGIE^{††}

In this paper, we propose a new method for analyzing the neural filter (NF) which is trained to improve the image quality of medical X-ray image sequences with quantum noise. The proposed method can analyze an unknown nonlinear system such as the trained NF by using its outputs when the input signals for analysis are fed to it. Experimental results demonstrate that the proposed method can make the characteristics of the nonlinear system clear. Moreover, we realize the approximate filter of it using the results of its analysis. We show that the approximate filter is a good approximation of it.

1. はじめに

近年、学習機能を持つ非線形情報処理システムである階層型ニューラルネット (NN) モデルをコンボリューション型フィルタとして利用したニューラルフィルタ (NF) が、その優れた非線形処理能力から研究されている^{1)~7)}。それらは、(1) しきい値分解の原理に基づくスタックフィルタとして実現したもの^{1)~4)}、(2) 階層型 NN に直接信号を入力するもの^{5)~7)} に大別できる。文献 1)~4) では、NF がランクオーダーフィルタ、一般化荷重順序統計フィルタ、マイクロスタティスティックフィルタ、メディアンフィルタなどのフィル

タを表現可能なモデルであることが示されており、文献 5)、6) では、 ε フィルタが NF の特別な場合に相当することが示されている。これらの研究により、NF と他の非線形フィルタとのフィルタモデルとしての関係が明らかになりつつある。また、階層型 NN は、任意の連続写像を任意の精度で近似できるモデルであることが証明されている^{8),9)} ため、筆者らは、これをモデルとしたフィルタも高い性能を持つと期待して、分類 (2) に属する NF による医用 X 線動画の画質改善技術の実用化を目指して研究を行っている⁷⁾。

NF は、入力信号とそれに対応する理想的な教師信号を与えて学習することにより、フィルタパラメータを自動的に設計することができる。しかし、学習後の NF は、非線形素子を多段に結合したその複雑な構造から、通常その機能を知ることが困難であるため、未知の非線形システムである。したがって、学習後の NF を解析することが信頼性の観点から必要不可欠である。

[†] 愛知県立大学情報科学部
Faculty of Information Science and Technology, Aichi
Prefectural University

^{††} 名城大学理工学部
Faculty of Science and Technology, Meijo University

すなわち、NF への入力信号は、計測される条件や計測対象などにより様々に変化するため、NF の機能や特性が分からない場合、予想外の信号が出力され、使用の妨げとなる可能性がある。特に医用分野では、信頼性に大変厳しく、アーチファクト（障害陰影）が発生しないことを確認できない限り、実用とすることはできない。したがって、学習後の NF の解析が実用化のための重要な要素である。しかし、NF の解析を試みた研究は今まで報告されておらず、NF の解析手法の開発が強く望まれている。

さらに、医用 X 線動画像では、分解能の高い画像をリアルタイムで処理する必要があるため、NF の実用化には回路規模の観点でも大きな課題がある。すなわち、1 画素あたりの NF の演算量は大変大きいので、このような画像を処理するためには、膨大な回路規模のハードウェアを必要とする。したがって、NF の医用 X 線動画像への応用では、可能な限り小さな回路規模で NF の機能を実現することが要求されている。

そこで、本論文では、非線形未知システムである学習後の NF の解析の一手法を提案し、量子ノイズが支配的な医用 X 線動画像の画質改善を学習した NF の解析を試みる。NF は複雑な構造を持つ非線形システムであるため、様々な対象に対して学習を行った NF を見通し良く解析することは困難である。ここでは、医用 X 線動画像の画質改善を学習した NF に焦点を絞って扱うことにする。この NF は、画像信号に重畳したノイズの除去と、対象物のエッジの鮮鋭度向上を目的とする動画像用フィルタである。一般的に、信号に重畳するノイズは、信号依存性ノイズと、信号独立性ノイズに大別できる。医用 X 線動画像に重畳するノイズは、X 線光子の発生消滅にかかわる量子ノイズが支配的であるため、主に信号依存性ノイズである。このようなノイズは、産業用などの様々な X 線像や、暗視カメラによる画像などの光量の少ない条件で撮像された画像において観測される。このように、量子ノイズが支配的な画像のノイズ除去とエッジ強調は、画質改善の一般的な課題の 1 つである。画像中の量子ノイズは、濃度値依存性のノイズであるため、学習後の NF は濃度値に依存した特性を持つと考えられる。このことに着目し、本手法は、一定の規則に基づいて発生した解析用入力信号を、非線形未知システムに入力した場合の出力応答により解析を行うものである。以下では、学習後の NF を解析し、学習により得られた NF の機能を明らかにするとともに、得られた解析結果に対して考察を加える。この結果に基づき、NF を規模の小さな回路で近似的に実現するフィルタモデル

を提案し、近似フィルタの実現を試みる。NF と近似フィルタの近似精度を定量的に比較評価することにより、NF の機能を近似的に実現していることを実験的に示す。

2. 医用 X 線動画像処理のための NF

2.1 NF の構造⁷⁾

動画像処理のための NF の構造は、図 1 に示すように、時間情報と空間情報を同時に入力する構造とする。なお、図中の x, y は座標、 t は時刻、 t_0 は注目フレームの時刻、 T はサンプリング期間である。さらに、画像のような連続値を出力として扱う NN では、出力層の応答関数には非線形関数の代わりに線形関数を用いる方が適している¹⁰⁾ことから、NF では、入力層、中間層、出力層ユニットの各応答関数を、恒等関数、シグモイド関数、線形関数とする階層型 NN を用いる。NF は次式に示すように、注目画素 $g(x, y, t)$ および時空間的近傍画素の時空間情報を入力し、注目画素に対応する画素の情報 $f(x, y, t)$ を出力する。

$$f(x, y, t) = NN(\mathbf{I}_{x,y,t}) \quad (1)$$

$$\mathbf{I}_{x,y,t} = \{g(x-i, y-j, t-k) | i, j, k \in R\} \quad (2)$$

ただし、 $\mathbf{I}_{x,y,t}$ は注目画素の座標を (x, y, t) とする入力ベクトル、 $NN(\mathbf{I})$ は \mathbf{I} を入力ベクトルとする階層

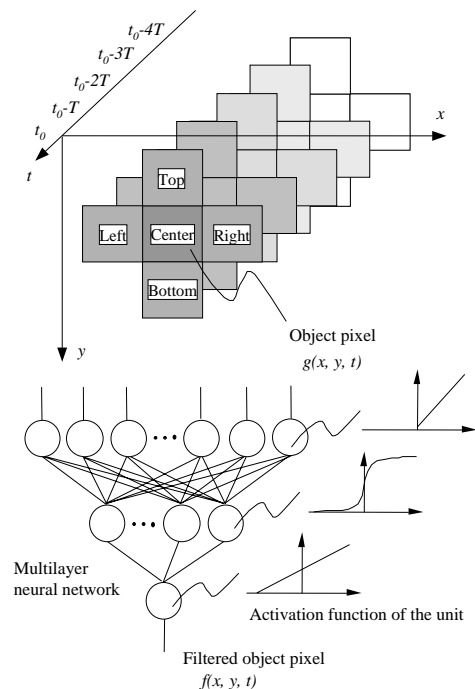


図 1 動画像処理のためのニューラルフィルタの構造

Fig. 1 Architecture of the neural filter for image sequence processing.

型 NN の出力, R はフィルタ窓の時空間領域である. NF は複数枚の入力画像とその注目画像に対する理想的な教師画像を与えて, 最適な重みを獲得するよう学習する. 重みを学習するための評価関数である誤差関数は, 次式で定義される.

$$E = \sum_p \{T_C^p - O^p\}^2 \quad (3)$$

ただし, T_C^p は教師画像の学習領域の p 番目の画素, O^p は出力画像の学習領域の p 番目の画素である. 学習は, バックプロパゲーション¹¹⁾により行う.

2.2 学習画像の作成⁷⁾

医用 X 線動画像の画質改善では, 画像信号に重畳している量子ノイズの除去と, 対象物のエッジの鮮鋭度向上により, 対象が見やすく診断しやすい画像を提供することが目標である. このため, 入力画像には画像信号にノイズが重畳している画像, 教師画像にはそのノイズがなく, 対象物のエッジが強調された画像を用意すれば, 目標の画質改善を達成する学習が行える. まず, 医用 X 線動画像に含まれる量子ノイズをモデル化する. X 線量子は, ボアソン分布に従う信号依存性ノイズ源である¹²⁾ため, 撮影された X 線像 $g(x, y, t)$ は, 被検体の情報である X 線分布の信号成分 $X_S(x, y, t)$ の大きさにより量の異なる量子ノイズ $X_N(\sigma)$ を含む. 医用 X 線撮影装置で使用される X 線量では, この量子ノイズはガウス分布となるため, X 線像 $g(x, y, t)$ は次式のように表すことができる.

$$g(x, y, t) = X_S(x, y, t) + X_N(\sigma) \quad (4)$$

$$\sigma = k_N \sqrt{X_S(x, y, t)} \quad (5)$$

ただし, $X_N(\sigma)$ は標準偏差 σ の白色ガウスノイズ, k_N はノイズ混入量に関するパラメータである. このように, X 線像は線量を多くして撮影した場合に, 相対的にノイズが少ない画像となるため, 高線量画像 $g_H(x, y, t)$ に白色ガウスノイズ $X_N(\sigma)$ を加えることにより, 疑似低線量画像 $g_L(x, y, t)$ を合成することができる. これを NF への入力画像として用いる. なお, k_N は実際に撮影した低線量画像のノイズ量と同じ濃度階調最大値の 0.24%とした. また, 高線量画像 $g_H(x, y, t)$ にハイパスフィルタを施し, 画像中の対象物のエッジ強調を行い, これを教師画像 $T_C(x, y, t)$ として用いる. ハイパスフィルタは, 次式の直流を保存する円対称フィルタ関数 $P_H(r)$ による空間フィルタを用いた.

$$P_H(r) = \begin{cases} \frac{3}{2} + \frac{1}{2} \cos(\pi \frac{f_C - r}{f_C}) & (0 \leq |r| \leq f_C) \\ 2 & (f_C \leq |r| \leq \frac{1}{2}) \end{cases} \quad (6)$$

$$r = \sqrt{u^2 + v^2} \quad (7)$$

ただし, r は正規化空間周波数 ($1/2 =$ ナイキスト周波数), u は水平周波数, v は垂直周波数, f_C は通過域を決定するパラメータである. なお, ここでは比較的強めにエッジを強調することとして $f_C = 1/16$ を用いた.

2.3 NF の学習

NF は入力層, 中間層, 出力層の各ユニット数を 25, 20, 1 とする 3 層構造のものを用い, フィルタ窓は図 1 に示すように, 空間的に注目画素を中心に十字形の 5 画素, 時間的にそれを 5 フレーム連ねた 25 画素の時空間情報を入力とした. 学習に用いた画像を図 2 に示す. これらの画像は, 日立メディコ製デジタル X 線撮影装置 DR-2000H により撮影された, 蠕動運動をともなう胃の二重造影像 (Double contrast radiograph, 1024×1024 画素, 1024 階調) である. なお, 図は関心領域を中心に 512×512 サイズに切り出し表示したもので, 関心領域である胃壁のひだを約 2 倍に拡大した画像を右下にあわせて表示してある. (a), (b) は入力画像となる模擬低線量画像であり, フィルタ窓への入力の最後のフレーム ($t = t_0 - 4T$) と注目フレーム ($t = t_0$) である. (c) は高線量画像 $g_H(x, y, t_0)$ を基に作成した教師画像 $T_C(x, y, t_0)$ である. 処理対象の二重造影像の診断関心領域は胃壁のひだであるため, 図 2 (b), (c) 中の白枠で示した矩形領域を学習領域 (90×60 画素) として設定した. 重みおよびオフセットは, 小さな範囲の一樣乱数により初期化し, 学習効率 η は 0.00005 とし, 80,000 回の学習を行ったところ, 平均誤差 E は 0.024 に収束した. NF による処理画像を (d) に示す. ノイズが低減され, エッジの鮮鋭度も向上しているため細かな胃壁も見やすくなっている. 教師画像までは達していないものの, 学習領域に適応した目標とする画像処理を達成しているように見受けられる. しかし, 処理画像を観察するだけでは, どのようなフィルタ処理が行われているのかを正確に知ることができないため, この NF を解析し, フィルタ特性を明らかにすることが実用上重要である.

3. ニューラルフィルタの解析手法¹³⁾

システムが線形システムである場合は, インパルス応答により容易かつ明確にシステムを解析することができるが, NF は多数の非線形素子を多段に組み合わせた, 複雑な構造を持つ非線形システムであるため, 様々な対象に対して学習を行った NF を, 数学的に見通し良く解析することは困難である. ここでは, 量子

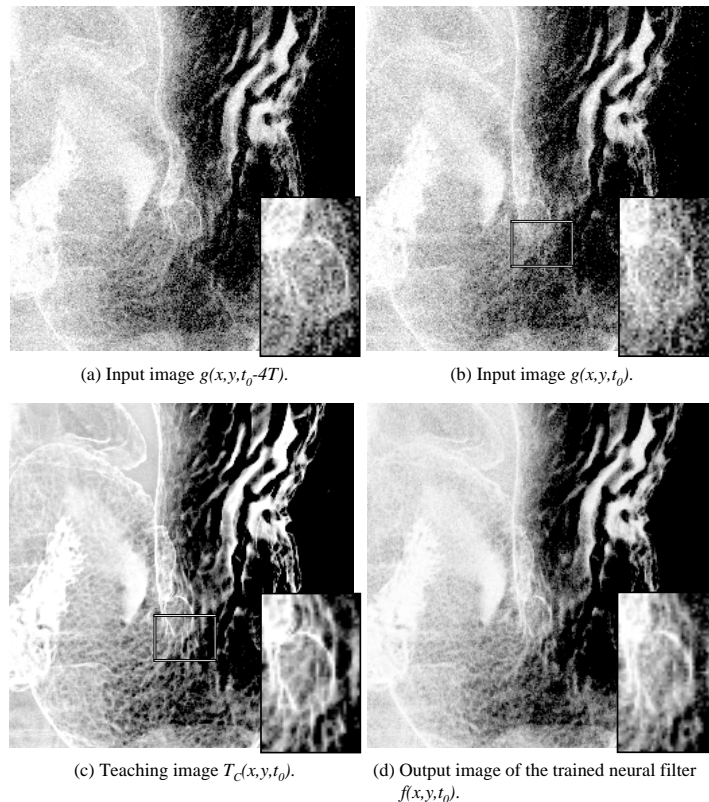


図2 学習に用いた画像と学習後のNFの出力画像

Fig. 2 Images for training and an output image of the trained neural filter.

ノイズが支配的な動画のノイズ除去とエッジ強調による画質改善を学習させたNFに焦点を絞って解析を試みる。量子ノイズは、先に述べたように濃度値依存性ノイズであるため、これの除去を学習したNFは、濃度値に対して非線形的な振舞いをする非線形フィルタの特性を持つものと推測できる。また、学習後のNFは非線形確定システムとして扱うことができる。このことに着目し、システムをブラックボックスとして扱い、入出力応答からNFの特性を実験的に解析する手法を提案する。本手法では、多入力1出力の非線形未知システムであるNFに、濃度値に対する非線形性に着目した解析用入力信号を入力し、その出力応答からシステムの特性を明らかにする。

図3は本手法を説明するための図である。まず、NFの複数の入力ユニットのうち、ある注目入力ユニットの出力応答特性を調べることを考える。注目入力ユニット q ($1 \leq q \leq N_I$) には、媒介変数 s に対してランプ形の $0 \sim 1$ に規格化された濃度信号、それ以外の入力ユニットには、 s に対して一定の基準濃度値 D ($0 \leq D \leq 1$) を信号とする入力ベクトル $I_{q,D}$ を発生させる。このような入力ベクトルにより、注目入力ユ

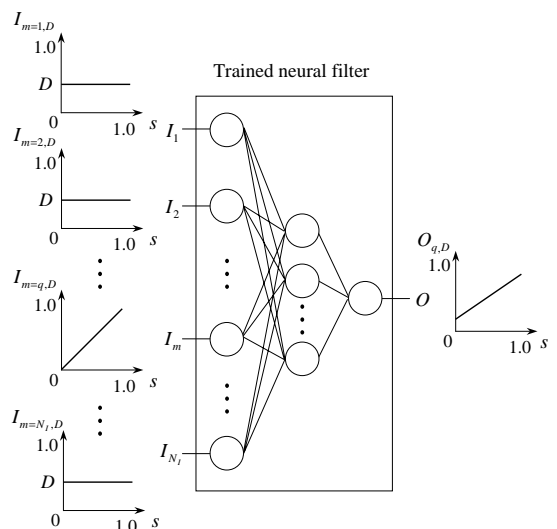


図3 ニューラルフィルタの解析手法

Fig. 3 Analysis method for nonlinear systems such as a neural filter.

ニットに信号の大きさを変化させたパルス(ここでは複数の入力ユニットにおいて、注目入力ユニットのみ、他のユニットと異なる濃度信号を入力するという

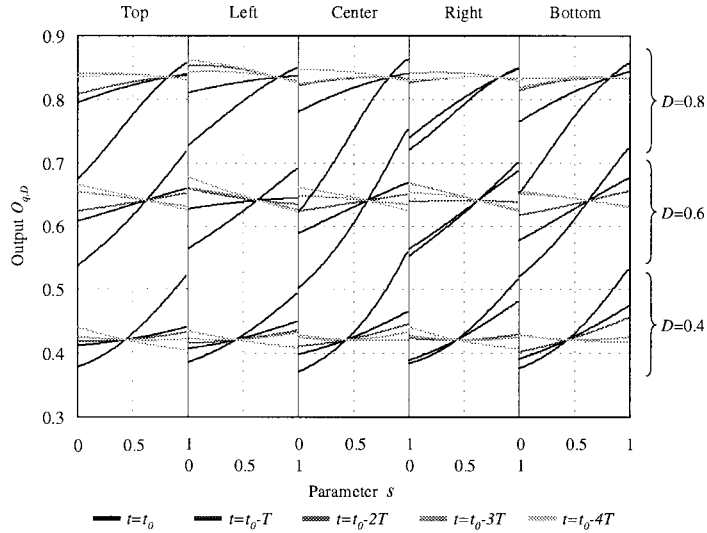


図4 解析用入力信号に対するNFの出力応答

Fig. 4 Output responses of the neural filter to which the input signals for analysis are fed.

意味のパルスである)が入力された場合の出力応答を調べることができる。注目入力ユニットにおいて、基準濃度値 D ごとの出力応答特性を解析するため、媒介変数 s に対して D を $0 \sim 1$ の範囲で変化させる。さらに、各入力ユニットの応答特性を調べるため、注目入力ユニット q を順次変更し、すべてのユニットに対してこのような出力応答特性を調べ、各ユニットに対する応答を得る。以上より、NFに入力される解析用入力信号は、次式で表される。

$$\forall m \quad I_{m,D}(s) = \begin{cases} s & \text{if } m = q \\ D & \text{if } m \neq q \end{cases} \quad (0 \leq s \leq 1) \quad (8)$$

$$\forall q, D \quad \mathbf{I}_{q,D} = \{I_{1,D}, I_{2,D}, \dots, I_{q,D}, \dots, I_{N_I,D}\} \quad (9)$$

ただし、 m は入力ユニット番号 ($1 \leq m \leq N_I$) である。また、 \forall は論理記号の1つであるが、ここでは全称作用素の意味で用いている。入力ベクトル $\mathbf{I}_{q,D}$ を入力した場合のNFの出力を、次式のように表す。

$$O_{q,D}(s) = NN(\mathbf{I}_{q,D}(s)) \quad (10)$$

これは、システムへ入力される平均的な濃度値に相当する、基準濃度値 D に対する、注目入力ユニット q の出力応答を表している。このようにして得られた媒介変数 s に対する未知システムの出力応答を多項式近似することにより、平均的な入力濃度値に対する各入力ユニットの出力応答特性として、NFを明らかにすることができる。

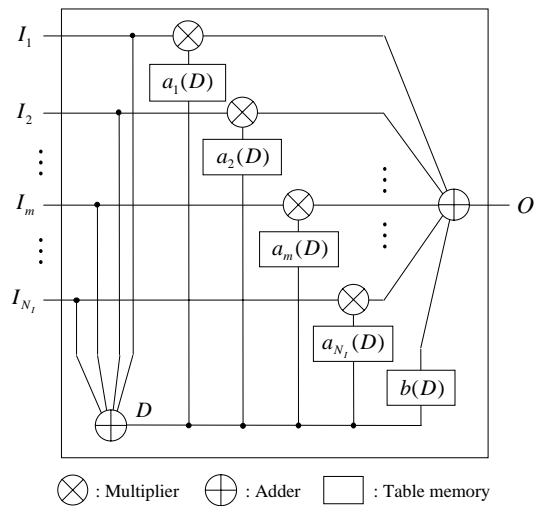


図5 近似フィルタのハード構成

Fig. 5 Hardware architecture of the approximate filter.

4. ニューラルフィルタの解析

4.1 NFの解析とその近似フィルタの実現

先に学習したNFに本手法を適用した。図4に本手法により得られたNFの出力応答を $D = 0.4, 0.6, 0.8$ の場合について代表として示す。なお、図中の Top, Left, Center, Right, Bottom は、図1のフィルタ窓の空間的な位置関係を示している。これらの曲線は、両端の部分で多少の飽和特性を示しているものもあるが、全体としてはほぼ直線であることから、この出力応答を1次関数で近似することを考えると、このNF

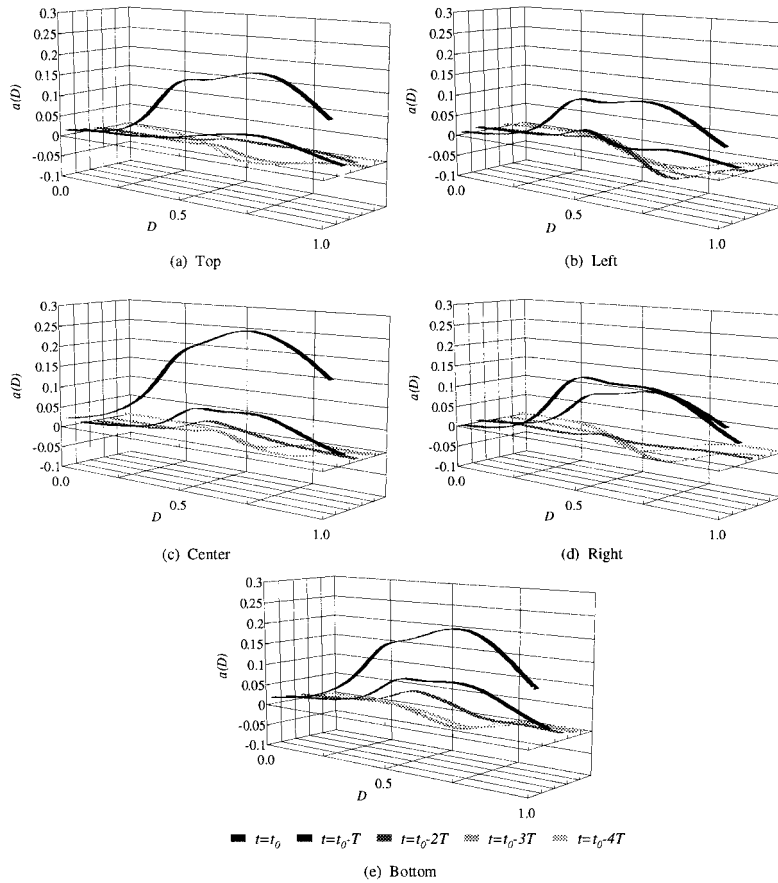


図6 近似フィルタのフィルタ係数 $a(D)$
 Fig. 6 Filter coefficients of the approximate filter $a(D)$.

は動作点を基準濃度値 D としてフィルタ係数が変化する、次式のフィルタモデルで表現できる。

$$O = \sum_{m=1}^{N_I} a_m(D) \cdot I_m + b(D) \quad (11)$$

ただし、 $a_m(\cdot)$ 、 $b(\cdot)$ はフィルタ係数である。この一次関数近似とともに、基準濃度値 D をフィルタへの入力値の総和で近似することにより、図5に示す非常に簡単な構成の近似フィルタが得られる。これは、乗算器、加算器、フィルタ係数を記憶するテーブルメモリにより容易かつ安価にハードウェア実現することができる。医用X線撮影装置では、 $1024 \text{ pixel} \times 1024 \text{ pixel} \times 10 \text{ bit}$ の画像を 30 frames/sec. で処理する必要がある。たとえば、今回の実験に用いたNFの場合、実行に必要な積和演算量は 520 [回/pixel] であるため、演算速度は 15 Giga [回/sec.] が要求されることとなり、これを実現する回路規模は膨大なものとなる。しかし、この近似フィルタを用いれば、積和演算量はおよそ

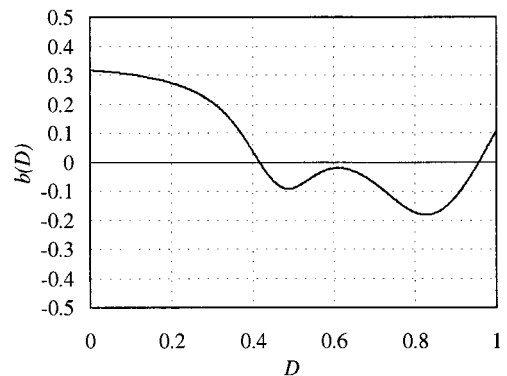


図7 近似フィルタのフィルタ係数 $b(D)$
 Fig. 7 Filter coefficient of the approximate filter $b(D)$.

25 [回/pixel] となるため、回路規模は、ほぼ中間層ユニットの数分の1となり、コストをきわめて小さくできる。

図4の出力応答から、近似フィルタのフィルタ係数を算出した結果を図6、図7に示す。なお、出力応

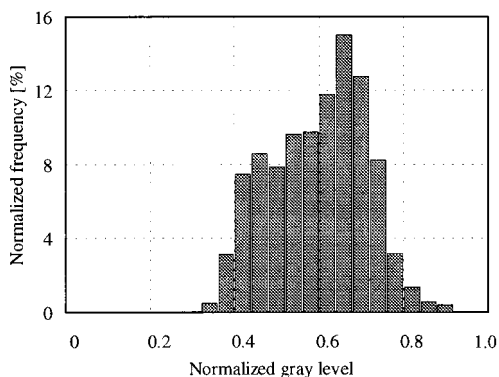


図8 学習領域の濃度ヒストグラム

Fig. 8 Histogram of gray level in the training region.

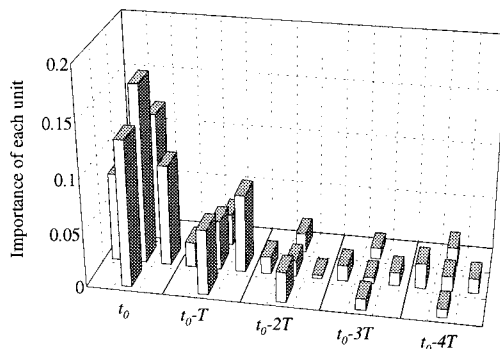


図9 入力層ユニットの重要度

Fig. 9 Importance of each unit in the input layer.

答の1次関数への近似誤差を計算したところ、平均絶対値誤差で2.05%、標準偏差で4.02%であり、比較的良く近似できているといえる。図6では、注目画素(空間的位置: Center, 時刻: $t = t_0$)に対応するフィルタ係数が、他の画素に対応するフィルタ係数に比べて大きい。また、注目画素を含むフレームの時刻($t = t_0$)から時間的に離れるに従い、フィルタ係数が小さくなる傾向にある。これは、対象物が動いている動画像の処理に対応した学習の表れであり、現データに近いものを重視する傾向があることが分かる。また、このNFはノイズ除去と同時にエッジ強調を学習しているが、注目画素から時間的に離れた過去のフレームにおいて、注目画素の周辺画素に対応するフィルタ係数がマイナスとなっており、これによりエッジ強調を行っているものと分析できる。さらに、フィルタ係数は基準濃度値 D 、すなわち、入力の平均的な濃度値に対して依存性を持っている。これは、NFの学習が式(3)のように全パターンの誤差を最小化するように行われることから、図8に示す学習領域の濃度分布に適応的に学習したことによるものである。さらに、Left, Rightに位置するフィルタ係数に比べ、Top, Bottomに位置するものの方が大きな値であるのは、図2に示す学習領域が主に胃壁の縦のパターンで構成されていることに起因し、縦の方向で強い平均化を行っていることを示しており、学習したパターンの方向性に適応的に学習したことの表れであると分析できる。

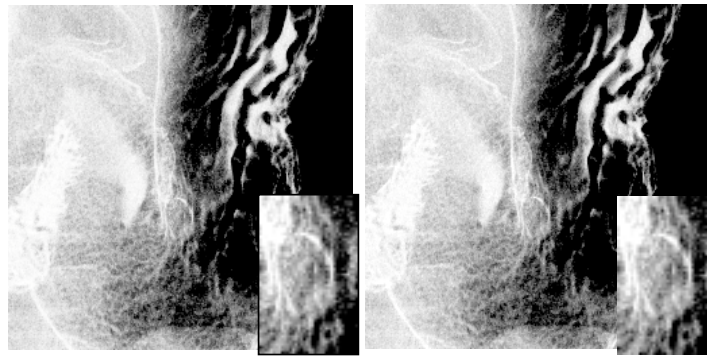
ここでさらに、このフィルタ係数を基にして、入力層ユニットの重要度を算出し、どの入力情報がフィルタ出力に対して大きな影響を与える重要な入力かを分析した。ここでは、重要度を次式のように各入力ユニットにおけるフィルタ係数の平均絶対値で定義した。

$$imp_m = \sum_{D=0}^1 |a_m(D)|/N_D \quad (12)$$

ただし、 N_D は基準濃度値 D のサンプル数である。結果を図9に示す。注目画素に対応するユニットの重要度が最も大きく、空間的、時間的に離れるに従って重要度が小さくなっているのが分かる。これは、時空間的距離が離れるに従い注目画素との相関が低くなることを反映しており、このことに適応した学習が行われた結果であると考えられる。すなわち、動画像処理を学習したため、注目画素から時間的に離れるに従い、入力情報を利用しないようにフィルタ係数が学習されている。

4.2 近似精度の比較評価

ここでは、解析から得られた近似フィルタと元のNFの近似精度を比較評価する。まず、NFと近似フィルタから出力される画像の違いを比較する。それぞれの出力画像を図10に示す。いずれも入力画像のノイズが効果的に低減されており、エッジの鮮鋭度が向上している。両者には、視覚的な違いはほとんど見受けられず、近似フィルタがNFの良い近似となっていることが分かる。次に、未学習画像を含む複数のフレームにおいて画質を定量的に比較評価した。定量評価の指標として、ノイズと空間ぼけによる劣化画像の各種回復処理や各種動画像処理フィルタの性能の比較評価に用いられているISNR (Improvement in Signal-to-Noise Ratio)^{14),15)}を採用した。ISNRは入力画像からのSN比の改善度を表す評価指標である。ISNRの定義を次式に示す。



(a) Output image of the neural filter. (b) Output image of the approximate filter.

図 10 NF (25-20-1) と近似フィルタの出力画像の比較

Fig. 10 Comparison of image quality between an output image of the neural filter whose structure is 25-20-1 and that of the approximate filter.

$$ISNR(t) = 10 \log_{10} \frac{\sum_{x,y \in R_E} \{T_C(x,y,t) - g(x,y,t)\}^2}{\sum_{x,y \in R_E} \{T_C(x,y,t) - f(x,y,t)\}^2} \quad (13)$$

ただし、 R_E は評価領域である。15 フレームの動画像において評価を行った結果を図 11 に示す。なお、評価領域 R_E は診断領域である胃全体を十分含む領域とし、入力画像の SN 比はほぼ 11.6 dB であった。フレーム番号 15 が学習に用いたフレームである。近似フィルタと NF は未学習フレームにおいてもほぼ一致しており、よく近似できていることが分かる。ISNR の平均値を算出した結果、NF では 1.866 dB、近似フィルタでも 1.866 dB と非常に高い精度で近似できていることが確認できる。

4.3 提案手法の汎用性の実験的検証

4.3.1 フィルタ窓を大きくした場合の評価

NF のフィルタ窓を大きくした場合においても、本手法により得られる近似フィルタが有効に働くかどうかを実験的に検証する。ここでは、フィルタ窓の範囲を空間的に 5×5 、それを時間的に 5 フレーム連ねた領域へと広げた。入力層は 125 ユニットとなり、中間層は 20 ユニットとし、学習を行った。出力画像を図 12 (a) に示す。入力の空間領域を拡大したことから、鮮鋭度が先の NF より向上しており、ノイズの低減量も大きい。この NF に本手法を適用し、解析により近似フィルタを求めた。近似フィルタの出力画像を図 12 (b) に示す。(a)、(b) では視覚的な違いはほとんど確認できない。さらに、画質の違いを ISNR により定量評価した結果を図 13 に示す。入力の規模を大きくしたため、SN 比の改善度も大きい。NF と近似フィルタは未学習フレームを含む全フレームにおいて、

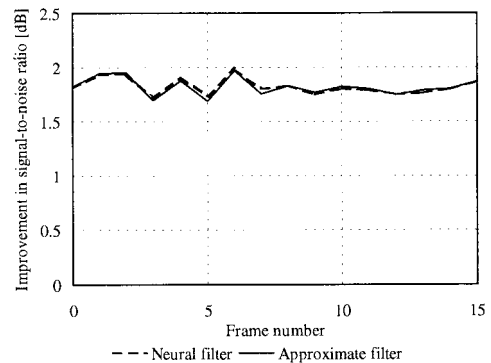


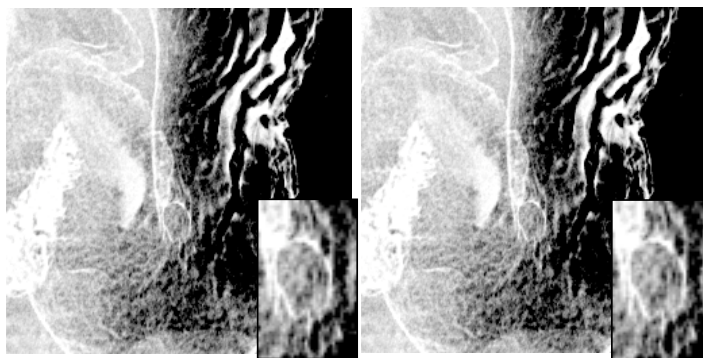
図 11 SN 比の改善度による NF (25-20-1) と近似フィルタの定量的比較

Fig. 11 Comparison of the neural filter whose structure is 25-20-1 with the approximate filter in terms of the ISNR.

よく近似できていることが分かる。これらの平均値を求めたところ、NF では 6.826 dB、近似フィルタでは 6.823 dB と、高い精度で近似できていることが確認できる。

4.3.2 実低線量画像における評価

解析対象とした NF は、疑似低線量画像を用いて学習したフィルタであることから、実際に低線量で撮影した画像による NF および近似フィルタの比較評価が重要である。ここでは、さらに学習画像とは異なった種類の画像に適用し、本手法の汎用性を検証する。医用 X 線動画像では、胃などの消化管を撮影するものと、心臓の冠動脈などの循環器系を撮影するものの 2 種類で代表できる。そこで、学習画像とは異種の、心臓左冠動脈 (Angiogram of coronary artery) を実際に比較的低線量の条件 (管電圧 58 kV、管電流 1.6 mA) で撮影した実低線量画像について評価を行った。各フィ



(a) Output image of the neural filter. (b) Output image of the approximate filter.

図 12 大規模 NF (125-20-1) と近似フィルタの出力画像の比較

Fig. 12 Comparison of image quality between an output image of the neural filter whose structure is 125-20-1 and that of the approximate filter.

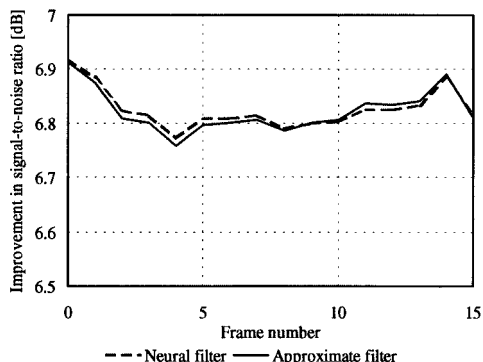


図 13 SN 比の改善度による大規模 NF (125-20-1) と近似フィルタの定量的比較

Fig. 13 Comparison of the neural filter whose structure is 125-20-1 with the approximate filter in terms of the ISNR.

ルタを施した結果を図 14 に示す。(a), (b) は入力画像である実低線量画像である。(c), (d) は、それぞれ NF と近似フィルタの出力画像である。両者に視覚的な違いはほとんど見受けられない。これより、異種画像、実際の低線量画像においても近似フィルタは NF の良い近似として有効に働いていることが分かる。

これまでの実験に用いた NF と近似フィルタの近似精度をそれぞれの出力画像の差分により定量的評価した。各画像において、全フレームの平均絶対値誤差 (MAE) および標準偏差 (RMSE) を算出した結果を表 1 に示す。いずれの規模や対象画像においても、作成した近似フィルタが NF の良い近似となっていることが確認できる。さらに、それぞれの画像を実際に臨床で使用されている装置に搭載し、動画像において臨床専門医による評価を行った。その結果、いずれの画像においても、元の NF と違和感がなく、アーチファ

表 1 近似精度の定量的評価

Table 1 Quantitative evaluation of the approximate precision between the neural filter and the approximate filter.

Structure of NF	Image	MAE [%]	RMSE [%]
25-20-1	DCR	0.278	0.453
125-20-1	DCR	0.187	0.255
	ACA	0.200	0.260

DCR: Double contrast radiograph

ACA: Angiogram of coronary artery

クトが出ないことが確認された。

5. おわりに

本論文では、非線形未知システムである学習後の NF の解析の一手法を提案し、量子ノイズが支配的な医用 X 線動画像に対するノイズ低減とエッジ強調による画質改善を学習させた NF の解析を行い、学習後の NF の特性を明らかにした。さらに、解析結果に基づき、NF の機能をより小さな回路規模で実現する近似フィルタを構築した。まず、解析対象の NF が濃度値依存性ノイズの除去を学習したフィルタであることから、濃度値に対する非線形性を考慮した規則に基づく解析用入力信号を発生させ、それに対する NF の出力応答により、NF を解析する手法を提案した。学習後の NF の解析により、NF がノイズ低減、エッジ強調、動画像への対応を学習パターンに適用して獲得した特性であることを明らかにした。さらに、解析結果から、NF の機能を小回路規模で実現する近似フィルタモデルを提案した。NF と近似フィルタの近似精度を出力画像の比較から定量的に評価し、NF の機能を近似的に実現したフィルタであることを実験的に示した。さらに、NF のフィルタ窓を拡大した場合や異種の画像へ適用した場合についても定量的評価を行い、汎

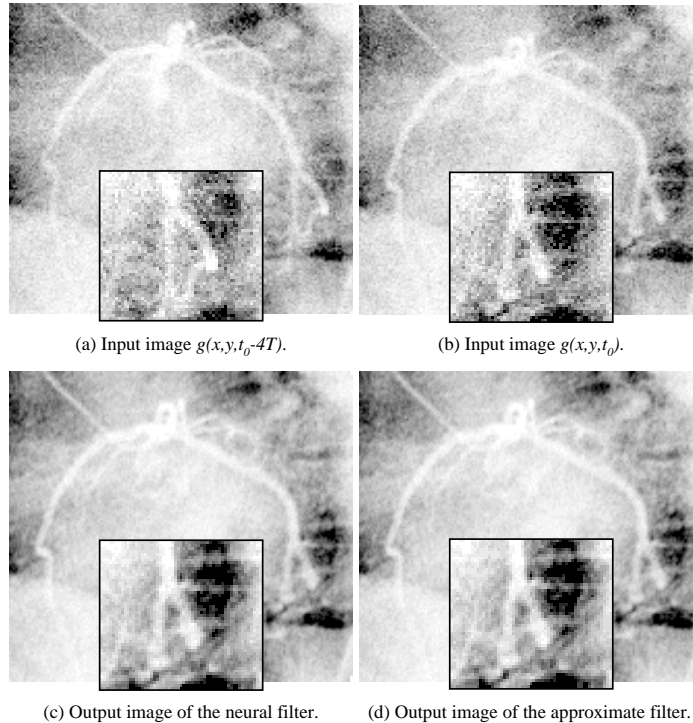


図 14 異種の実低線量 X 線動画像への適用による大規模 NF (125-20-1) と近似フィルタの出力画像の比較

Fig. 14 Comparison of image quality between an output image of the neural filter whose structure is 125-20-1 and that of the approximate filter with non-trained real low-dose X-ray images.

用性を実験的に検証した。

今回は、信号依存性ノイズが支配的な画像の画質改善を学習した NF に焦点を絞って扱ったが、今後、様々な学習した NF に対する本手法の有効性を評価していくとともに、本手法の拡張を行っていく予定である。

謝辞 本研究に対してご支援くださった(株)日立メディコ小野邦男監査役、井原廣一技師長(現在、国際医療福祉大学)同社技術研究所矢仲重信所長、貴重なご意見をいただいた小池功一主管技師長、石川謙主任技師、池田重之主任技師、鈴木克巳技師、菅野修二企画員、名城大学工学部山本新教授、同大学都市情報学部岡林繁教授、画像の評価にご協力いただいた中部労災病院循環器科南木道生部長に深く感謝いたします。なお、本研究の一部は文部省学術フロンティア「量子情報論からの生命への接近」および文部省科学研究費補助金奨励研究(A)の支援による。

参 考 文 献

- 1) Yin, L., Astola, J. and Neuvo, Y.: A new class of nonlinear filters – neural filters, *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol.41, No.3, pp.1201–1222 (1993).
- 2) Zhang, Z.Z. and Ansari, N.: Structure and properties of generalized adaptive neural filters for signal enhancement, *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol.7, No.4, pp.857–868 (1996).
- 3) Yin, L., Astola, J. and Neuvo, Y.: Adaptive multistage weighted order statistic filters based on the back propagation algorithm, *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol.42, pp.419–422 (1994).
- 4) Yin, L., Astola, J. and Neuvo, Y.: Neural filters: A class of filters unifying FIR and median filter, *Proc. IEEE ICASSP-92*, pp.53–56, IEEE (1992).
- 5) 荒川 薫, 原島 博: バックプロパゲーションによる階層形ニューラル非線形フィルタの設計, 電子情報通信学会論文誌(A), Vol.J74-A, No.3, pp.421–429 (1991).
- 6) 荒川 薫, 山川浩二, 小山美津夫: 非線形関数の最適設計を伴うニューラルネット型フィルタ, 電子情報通信学会論文誌(A), Vol.J78-A, No.2, pp.151–160 (1995).
- 7) Suzuki, K., Horiba, I., Sugie, N. and Ikeda, S.: Improvement of image quality of X-ray

fluoroscopy using spatiotemporal neural filter which learns noise reduction, edge enhancement and motion compensation, *Proc. Int. Conf. on Signal Processing Applications and Technology*, Boston, MA, Vol.2, pp.1382–1386 (1996).

- 8) Funahashi, K.: On the approximate realization of continuous mappings by neural networks, *Neural Networks*, Vol.2, pp.183–192 (1989).
- 9) Barron, A.R.: Universal approximation bounds for superpositions of a sigmoidal function, *IEEE Trans. Information Theory*, Vol.39, No.3, pp.930–945 (1993).
- 10) 上田浩次, 山田宗男, 堀場勇夫, 池谷和夫, 鈴木賢治: アナログ出力ニューラルネットワークを用いた駐車率の直接推定方法, *情報処理学会論文誌*, Vol.36, No.3, pp.627–635 (1995).
- 11) Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.J.: Learning internal representations by error propagation, *Parallel Distributed Processing*, chapter 8, Vol.1, pp.318–362, M.I.T. Press (1986).
- 12) Macovski, A.: *Medical Imaging Systems*, Englewood Cliffs, PrenticeHall, NJ (1983).
- 13) Suzuki, K., Horiba, I. and Sugie, N.: Efficient approximation of a neural filter for quantum noise removal in X-ray images, *Neural Networks for Signal Processing IX*, Hu, Y.-H., et al. (Eds.), pp.370–379, IEEE (1999).
- 14) Banham, M.R. and Katsaggelos, A.K.: Digital image restoration, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.14, No.2, pp.24–41 (1997).
- 15) Brailean, J.C., Kleihorst, R.P., Efstratiadis, S., Katsaggelos, A.K. and Lagendijk, R.L.: Noise reduction filters for dynamic image sequences: A review, *Proc. IEEE*, Vol.83, No.9, pp.1270–1291 (1995).

(平成 11 年 4 月 5 日受付)

(平成 11 年 12 月 2 日採録)



鈴木 賢治 (正会員)

昭和 43 年生。平成 3 年名城大学理工学部電気電子工学科卒業。平成 5 年同大学大学院工学研究科修士課程修了。同年(株)日立メデコ技術研究所入社。平成 9 年愛知県立大学。現在、情報科学部助手。医用画像処理・認識および学習型情報処理の研究に従事。電子情報通信学会、電気学会、日本神経回路学会、日本循環器学会、IEEE 各会員。



堀場 勇夫 (正会員)

昭和 23 年生。昭和 49 年名古屋大学工学部電気工学科卒業。同年(株)日立メデコ入社。昭 62 年名城大学理工学部電気電子工学科講師。平成 3 年同助教授。平成 10 年愛知県立大学情報科学部教授、現在に至る。生体情報の計測、医用画像処理、および交通系における画像処理応用に関する研究に従事。工学博士。電子情報通信学会、日本 ME 学会、日本放射線技術学会、日本超音波医学会、日本医用画像工学会、日本循環器学会等会員。



杉江 昇 (正会員)

昭和 7 年生。昭和 32 年名古屋大学工学部電気工学科卒業。同年通商産業省電子技術総合研究所入所。昭和 37~39 年カナダ・マギル大学客員研究員。昭和 45 年バイオニクス研究室長。昭和 53 年視覚情報研究室長。昭和 54 年名古屋大学大学院工学研究科情報工学専攻教授。昭和 60 年同大学工学部電気工学第二学科教授。平成 2 年同大学工学部情報工学科教授。平成 6 年名城大学理工学部電気電子工学科教授、現在に至る。バイオニクス、医用工学、コンピュータビジョン、自然言語処理等の研究・教育に従事。工学博士。電子情報通信学会、計測自動制御学会、ロボット学会、エム・イー学会、映像情報メディア学会、日本神経回路学会、IEEE 等会員。