

入力特徴量の自動選択をともなうニューラルフィルタによる 医用 X 線動画の画質改善

鈴木 賢治[†] 堀 場 勇 夫[†]
杉 江 昇^{††} 南 木 道 生^{†††}

本論文では、目的とする信号処理に関連する特徴量を入力に加えた、新しいニューラルフィルタ (Neural Filter with Features, 以下、NFF と記す) を提案し、ニューラルフィルタ (NF) の性能向上を試みる。目的とする信号処理に対して必要な特徴量を、あらかじめ知ることは困難であるため、NFF の学習を通して入力特徴量を自動選択し、合理的な NFF の構造を得る方式を提案する。本方式により NFF を得るといふ枠組みを医用 X 線動画の画質改善に応用する。この応用では、動画のエッジ保存平滑化が目的の信号処理であるため、a) エッジ、b) ノイズ除去、c) 対象の動きに関連する特徴量を選出した。これらの中から、学習の収束条件を満たす最低限の特徴量を自動選択し、応用問題に適した NFF の構造を決定する。NFF と単純な NF との比較を行い、単純な NF において問題となっていた、対象のエッジの保存性が向上することを示す。従来型の動画処理フィルタとの画質の比較評価および定量評価により、NFF が動きをともなう対象のエッジ保存平滑化性能に優れることを示す。

Improving Image Quality of Medical X-ray Image Sequences Using a Neural Filter with Selection of Input Features

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

In this paper, we propose a framework for designing desired filters using a neural filter. Our framework is composed of 1) election of the candidates for input features to the neural filter and 2) training the neural filter with selection of the input features. Evaluation of our framework with application to improving the image quality of X-ray image sequences is performed. Experimental results have demonstrated that the performance of the neural filter obtained by our framework is superior to that of the conventional neural and dynamic filters in terms of the edge preserving smoothing of the moving objects.

1. はじめに

臨床医療では、X 線透視下で外科的切開をしないで治療を行う IVR (Interventional Radiology) が急速に普及している¹⁾。この手技では、X 線透視像を頼りに操作や治療を行うため、透視像中の関心領域である血管、カテーテル (造影剤や治療薬などを注入するために血管中に通す細い管) などを明瞭に確認できることが重要である。X 線透視像では、X 線像に特有な粒

状性の粗い複雑なノイズである量子モトルを低減し、関心領域を見やすくすることが画質改善の課題である。

このような、対象に動きをともなう動画の画質を改善するため、様々な動画処理フィルタが提案されている^{2)~7)}。しかし、これらのフィルタは、ガウスノイズなどの単純な加法性ノイズを低減するように開発されており、量子モトルのように特有なノイズを扱ったものではない。また、心臓の血管のように極端に動きの速い物体を対象に開発されてはいないため、このような画像に対して十分な効果が得られるとは限らない。さらに、関心領域に適応して画質を改善する機能を持っていないため、関心領域の画質に関して必ずしも十分な効果が得られるものではなかった。

また、ノイズが加わった信号から元の信号を復元するために、様々な復元フィルタが提案されており、ウイ

[†] 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

^{†††} 中部労災病院
Chubu Rosai Hospital

ナーフィルタが代表的である。これらのフィルタでは、信号が定常的モデル、ノイズが単純なモデルに従うものとして扱う。このため、定常的ガウス性信号に白色ガウスノイズが加わった場合のような単純な回復問題に対しては、大変優れた性能を発揮することが知られている。しかし、画像信号は突発性変化成分を有する非定常・非ガウス性信号の典型である。これにノイズが加わった画像を扱う問題の場合、必ずしも十分な性能が得られるとは限らない。また、これらは量子モトルのように特有なノイズを扱ったものではないため、このようなノイズに対して十分な効果が得られるとは限らない。さらに、これらのフィルタでは、元の画像とノイズに関する統計的性質などの事前情報が必要であるため、これらの推定の精度が十分でない場合、十分な性能が得られない。臓器を対象とする動画のように、対象の大きさやそれ自身が時々刻々と変化する画像に適用するには、事前情報の推定の精度や定常性の仮定に難があるため、必ずしも十分な効果が得られるものではなかった。

一方、学習機能を持つ非線形情報処理システムである、階層型のニューラルネット（以下、NNと記す）を利用したフィルタ（ニューラルフィルタ、以下、NFと記す）が提案されている^{8)~16)}。このNFでは、応用対象に応じたフィルタ係数を学習により自動的に設計することができる。文献9)、10)、13)では、画像に重畳したガウスノイズやインパルスノイズの除去において、平均フィルタなどの線形フィルタ、復元フィルタの中で代表的なウィナーフィルタ、メディアンフィルタを含む一般化荷重順序統計フィルタや一般化スタックフィルタなどの非線形フィルタに比べ、NFが優れたノイズ除去性能を持つことが実験的に示されている。

このようにNFは、非線形処理により現実の画像からのノイズ除去に優れた性能が期待できる点、学習により応用対象に応じた特性を自動的に設定できる点から、量子モトルの低減および関心領域の画質に関して、従来の動画処理フィルタや復元フィルタよりも優れた性能を期待できる。このため、筆者らは、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^{14)~20)}。しかし、この単純なNFでは、ノイズの除去性能および動きをともなう対象の保存性は優れたものの^{15),16)}、対象のエッジの保存性が十分ではないため、この問題を解決することが強く求められている。

本論文では、NFの性能向上のため、目的とする信号処理に関連する特徴量を入力に加えた新しいNF（Neural Filter with Features、以下、NFFと記す）

を提案する。目的の信号処理に対して必要な特徴量をあらかじめ知ることは困難であるため、学習を通して入力特徴量を自動選択し、合理的なNFFの構造を得る方式を採用する。本方式によりNFFを得るという枠組みを医用 X 線動画の画質改善に応用し、本枠組みにより得られるNFFの有効性を評価する。

以下ではまず、提案するNFFの構造および提案する方式を述べる。次に、本枠組みを医用 X 線動画の画質改善に応用する。NFFと単純なNFとの比較を行い、問題となっている対象のエッジの保存性に関する性能を比較評価する。さらに、従来型の動画処理フィルタおよび復元フィルタとの画質の比較評価および定量評価により、NFFの有効性を示す。

2. 入力特徴量の自動選択をともなうニューラルフィルタ²¹⁾

2.1 NFFの構造

従来のNFへの入力情報は入力画像の画素値のみであった。しかし、この構造では目的の信号処理に対して十分な性能が得られない場合がある。たとえば、X線動画の画質改善への応用では、NFの出力画像において対象のエッジの保存性が悪いという問題点があった。NFは学習を通して目的の信号処理を行う演算を獲得するが、入力情報が入力画像の画素値のみである場合、目的の演算のすべてを学習によりNF内に獲得しなければならない。一般的にNFの学習では、十分小さな誤差に収束するまでに膨大な時間がかかり、現実にはそれに達する学習を行えない。このため、目的の演算のすべてを学習により獲得する従来のNFでは、学習時間が限られていることから、十分な性能が得られない可能性がある。このことが、この問題点の原因の1つと考えられる。この問題点を解決するため、目的の信号処理に関連する特徴量をNFの入力に加え、NFの性能向上を図ったNFFを提案する。目的の信号処理に関連する特徴量をあらかじめ算出してNFの入力に加えることにより、この特徴量と同じ演算をネットワーク内に獲得するための学習時間が省略できる。このため、学習を効率的に行うことができ、その結果として、現実の学習において性能の高いフィルタを構築できるものと期待される。

図1は時空間情報を入力とする動画処理のためのNFFの構造を示す図である。図中の 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。NFFは次式のように、注目画素の画素値 $g(x, y, t)$ 、その時空間的な近傍画素の画素値、時空間窓内の画素値により算出される特徴量を入力し、注目画素に対応する情

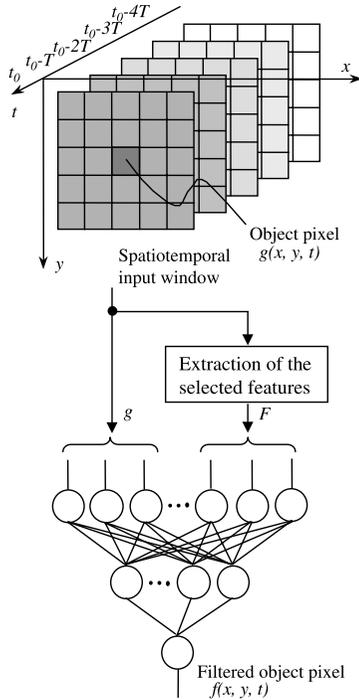


図1 NFFの構造

Fig. 1 Architecture of the neural filter with features (NFF).

報 $f(x, y, t)$ を出力する .

$$f(x, y, t) = G_M \cdot NN(I_{x,y,t}) \quad (1)$$

$$I_{x,y,t} = \{g(x-i, y-j, t-k), F_m(x, y, t) \mid i, j, k \in R, 1 \leq m \leq M\} \quad (2)$$

$$F_m(x, y, t) = \vartheta_m[\{g(x-i, y-j, t-k) \mid i, j, k \in R\}] \quad (3)$$

ただし、 $NN(I)$ は I を入力ベクトルとする NN の出力、 $I_{x,y,t}$ は注目画素の座標を (x, y, t) とする入力ベクトル、 R は時空間窓を表す領域、 G_M は正規化係数、 $F_m(\cdot)$ は m 番目の入力特徴量、 M は入力特徴量数、 $\vartheta_m(\cdot)$ は m 番目の入力特徴量を算出する演算子である。画像のような連続値を出力として扱う NN では、出力層ユニットの応答関数に、非線形関数の代わりに恒等関数を用いる方が好ましい特性となる^{22),23)} ことから、NFF は、入力層、中間層、出力層の各ユニットの応答関数を、恒等関数、シグモイド関数、恒等関数とする階層型 NN で構成される。NFF 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、バックプロパゲーション^{24),25)}により収束条件(平均誤差 E が目標誤差 E_P 以下になるか、または学習回数 T_L が設定学習回数 T_P を超える)まで学習することにより、所望のフィルタ特性を獲得する。

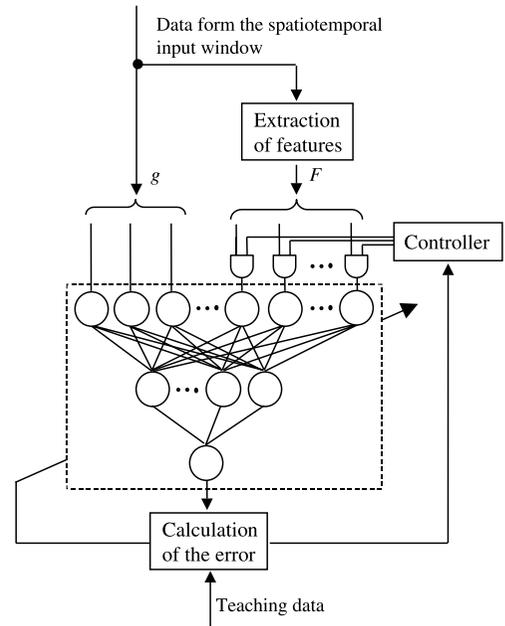


図2 NFFの学習

Fig. 2 Training of the NFF with selection of input features.

2.2 入力特徴量の自動選択方式^{26)~28)}

学習を通して NFF の入力特徴量を自動選択する方法について述べる。本方式による NFF の学習を図 2 に示す。本方式では、目的の信号処理に関連すると考えられる特徴量を選出し、学習を通して不要な特徴量を削除する。この初期の入力特徴量の選出は、開発者が知識と経験に基づき行う。

まず、初期の入力特徴量を与え、収束条件を満たすまで NFF を学習する。次に、入力特徴量を試験的に遮断した場合の誤差への影響が最も小さい入力特徴量から削除し、入力特徴量の削除により増加した誤差を再学習により回復する。これらを交互に行うことにより、収束条件を保ちながら学習パターンに適応した入力特徴量を合理的に選択できる。

ここで、 m を入力特徴量番号、 $E^{(m)}$ を m 番目の入力特徴量を遮断した場合の誤差と定義する。本方式の手順を以下に示す。

- [Step 1] 初期の入力特徴量を入力し、収束条件が満足されるまで学習を行う。
- [Step 2] m 番目の入力特徴量を試験的に遮断した場合の誤差 $E^{(m)}$ を計算する。
- [Step 3] もし、すべての入力特徴量に対し Step 2 の削除と $E^{(m)}$ の計算が終了したら Step 4 へ、それ以外は Step 2 へ戻る。
- [Step 4] $E^{(m)}$ が最小の入力特徴量を削除する。

[Step 5] 入力特徴量を削除した NFF を再学習する .
 [Step 6] もし, $E \leq E_P$ なら重みと構造を記憶し Step 2 へ, それ以外, すなわち学習回数が T_P を超えても $E \leq E_P$ とならない場合は処理を終了する .

3. 医用 X 線動画の画質改善のための NFF の構築

3.1 入力画像と教師画像の合成方法¹⁵⁾

3.1.1 X 線動画におけるノイズモデル

X 線フィルムに代表される 2 次元の X 線像に含まれるノイズは, フィルムなどの記録系の作用を受けた特有のノイズであり, 量子モトルと呼ばれる . X 線動画像に混入するノイズは, 複数の系により複合的な作用を受けるため, さらに複雑なノイズとなる . ここでは, TV カメラの残像特性を考慮した X 線動画像におけるノイズモデルを定式化する . 図 3 に医用 X 線撮影装置の計測系を示す . X 線管から照射された X 線は被検体で吸収され, I.I. (Image Intensifier) で X 線分布 $X_I(x, y, t)$ として観測される . ここで, X 線量子はポアソン分布に従う信号依存性ノイズ源である²⁹⁾ため, X 線分布 $X_I(x, y, t)$ は, 被検体の情報である X 線分布の信号成分の大きさ $X_S(x, y, t)$ に依存して量が変わる量子ノイズ $X_N(\sigma)$ を含む . 医療用に使用される線量では, 量子ノイズはガウス分布となるため, X 線分布 $X_I(x, y, t)$ を次式のように表すことができる .

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

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

ただし, $X_N(\sigma)$ は標準偏差 σ の白色ガウスノイズである . この X 線分布は, I.I. で輝度分布に変換され, 光学系を介して TV カメラに入力され, I.I., 光学系, TV カメラによる空間周波数変調を受け³⁰⁾, 次式の電気信号 $E_S(x, y, t)$ に変換される .

$$E_S(x, y, t) = M_{TF}(K_E \cdot X_I(x, y, t)) \quad (6)$$

ただし, $M_{TF}(E_E)$ は分布 E_E を I.I., 光学系, TV カメラによる総合的な変調度伝達関数 (Modulation Transfer Function; MTF) で空間周波数処理する演算子, K_E は X 線量から電気信号への変換係数である .

さらに, この電気信号は, TV カメラの残像 $E_L(x, y, t)$ をともなう次式の電気信号 $E_T(x, y, t)$ として TV カメラから出力される .

$$E_T(x, y, t) = E_S(x, y, t) + E_L(x, y, t) \quad (7)$$

ここで, TV カメラの残像は, 電気信号の大きさに依存して量が変わる信号依存性の残像である . 信号が大きい場合は残像が少なくなり, 信号が小さい場合は多くなる . この残像は, 現時刻の電気信号 $E_S(x, y, t)$,

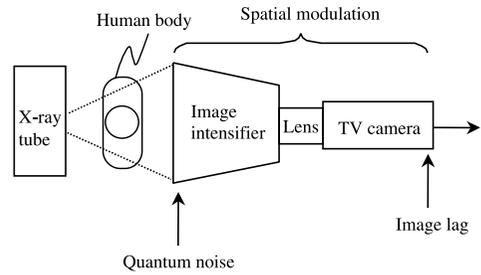


図 3 医用 X 線撮影装置の計測系

Fig. 3 Measurement section of an X-ray-based medical system.

および 1 つ前の時刻の電気信号 $E_S(x, y, t - T)$, ならびに TV カメラの特性と設定に基づくパラメータ B により決定される関数 $E_{LF}(\cdot)$ として, 次式のように表すことができる³¹⁾ .

$$E_L(x, y, t) = E_{LF}(E_S(x, y, t), E_S(x, y, t - T), B) \quad (8)$$

以上より, 医用 X 線撮影装置から得られる画像 $g(x, y, t)$ は次式となる .

$$g(x, y, t) = M_{TF}(K_E \cdot (X_S(x, y, t) + X_N(\sigma))) + E_L(x, y, t) \quad (9)$$

3.1.2 疑似低線量画像の合成

高い線量で撮影した高線量画像に, 先に定式化したノイズを加えることにより疑似低線量画像を合成し, NF の入力画像として用いる . 高線量を曝射した場合, X 線の光子数が多くなるため, 量子ノイズは画像信号に対して相対的に小さくなる . さらに, TV カメラへの信号が大きくなるため, 残像は比較的小さくなる . このことから, 式 (9) の量子ノイズと残像は無視できるため, 高線量画像 $g_H(x, y, t)$ は次式のように表すことができる .

$$g_H(x, y, t) = M_{TF}(K_E \cdot X_S(x, y, t)) \quad (10)$$

高線量画像に $M_{TF}(\cdot)$ の逆フィルタ $M_{TF}^{-1}(\cdot)$ を施すことを考えると, 高線量画像から X 線分布の信号成分 $X_S(s, y, t)$ を次式のように求めることができる .

$$M_{TF}^{-1}(g_H(x, y, t))/K_E = X_S(x, y, t) \quad (11)$$

式 (9), (11) より, 高線量画像から疑似低線量画像 $g_L(x, y, t)$ を次式のように合成することができる .

$$g_L(x, y, t) = M_{TF}(M_{TF}^{-1}(g_H(x, y, t)) + K_E \cdot X_N(\sigma)) + E_L(x, y, t) \quad (12)$$

ここで, $M_{TF}(\cdot)$ は, 実測した X 線計測系の空間周波数特性³²⁾を次式のガウス関数により最小二乗近似し, これをフィルタ関数とする空間フィルタにより実現した .

$$g_{au}(h) = A_0 \cdot e^{-h^2/2\lambda^2} \quad (13)$$

ただし、 h は空間周波数、 A_0 、 λ はパラメータである。各パラメータは $A_0 = 0.95$ 、 $\lambda = 0.49$ となり、その近似誤差は 0.036% となった。また、式 (10) で無視した量子ノイズは実際には微量ながら存在するため、 $M_{TF}(\cdot)$ の逆フィルタを単純に施すと量子ノイズが強調されることになる。このため、 $M_{TF}^{-1}(\cdot)$ のフィルタ関数の高周波 (9/10 ナイキスト周波数以上) を一定値 (5.0) に制限することによりその強調を抑えた。結果として、この演算は高域強調フィルタとなる。ノイズの量を制御するパラメータである K_E は、実際に撮影した低線量画像のノイズ量より $K_E = 4.0$ と決定した。また、残像に関するパラメータ B は、低線量の条件で TV カメラの残像特性を実測し、残像の理論式³¹⁾ に最小二乗近似することにより決定し、 $B = 0.008$ を得た。

3.1.3 教師画像の合成

対象に動きをともなう動画の画質劣化の要因には、(A) センサ蓄積時間内の対象移動によるブレおよび (B) TV カメラの残像が考えられる。心臓のように動きの速い部位において高線量画像を得る場合、パルス X 線照射 (X 線を短時間に照射して対象移動によるブレを抑える技術) が通常用いられるため、要因 (A) による影響は小さい。また、先にも述べたように高線量画像では、TV カメラへの信号が大きいため、残像は比較的小さい。このため、要因 (B) による影響も小さい。したがって、高線量画像においては、これらの要因による劣化は小さいため、無視することができる。しかし、X 線計測系の空間周波数変調による劣化は無視できないため、これを回復するように高線量画像に逆フィルタ $M_{TF}^{-1}(\cdot)$ を施す。これにより次式の画像が得られる。これを教師画像 $T_C(x, y, t)$ として用いる。

$$\begin{aligned} T_C(x, y, t) &= M_{TF}^{-1}(g_H(x, y, t)) \\ &= K_E \cdot X_S(x, y, t) \end{aligned} \quad (14)$$

このような入力画像と教師画像を用いることにより、対象に動きをともなう X 線動画の画質改善のための学習が行える。

3.2 NFF の構築

3.2.1 初期の入力特徴量の選出

動画のエッジ保存平滑化が目的の信号処理であるため、エッジ、ノイズ除去、対象の動きに関連する以下の特徴量を選出した。

1) 時空間窓内の分散値

- 2) 空間窓内の分散値
 - 3) 時間窓内の分散値
 - 4) 時空間窓内の時間方向投影値の分散値
 - 5) 1 次濃度勾配³³⁾
 - 6) 濃度の 2 次微分値³³⁾
 - 7) 時空間窓内の平均値
 - 8) 空間窓内の平均値
 - 9) 時間窓内の平均値
 - 10) 注目画素と前フレームの注目画素との差分値
- なお、空間窓とは、時空間窓 R 内の注目画素を含むフレームの空間領域、時間窓とは、時空間窓 R 内の注目画素と同じ空間座標の時間領域である。1), 2), 3) はそれぞれ、時空間エッジ、空間エッジ、時間エッジに関連する情報、4) は静止部の空間エッジに関連する情報、5), 6) は空間エッジに関連する情報、7), 8), 9) は各窓内でノイズを最も平滑化した情報、10) は対象の動きに関連する情報である。なお、分散値および平均値を時空間窓、空間窓、時間窓に分けて算出したわけは、それぞれが独立性のあるファクタであるため、学習対象によってその重要度が異なるからである。

3.2.2 NFF の学習

NFF のフィルタ窓は、図 1 に示すように空間的に 5×5 画素の 25 画素を 5 フレーム連れた時空間領域とし、その構造は入力層、中間層、出力層の各ユニット数が 135, 20, 1 である 3 層構造とした。3 層の階層型の NN は、任意の連続写像を近似できるモデルであることが証明されている^{34), 35)} ため、理論的には層数は 3 層あればよい。学習に用いた画像を図 4 に示す。これらは、心臓左冠動脈造影像 (512 × 480 画素, 1024 階調, 30 フレーム/秒) である。(a) は入力画像となる模擬低線量画像 $g_L(x, y, t_0)$ であり、医用 X 線像特有の粒状性の荒いノイズ (量子モトル) に血管が埋もれ、血管の辺縁の様子や細い血管の存在を確認しにくい。(b) は高線量画像を基に作成した教師画像 $T_C(x, y, t_0)$ である。(c) は高線量画像に対し、フレーム間差分 ($T_C(t_0) - T_C(t_0 - T)$) を施すことにより、動き成分を抽出した画像である。血管は非常に速く動いていることが分かる。

診断関心領域である血管を十分覆う領域中の 2,000 点をランダムにサンプリングして 1 フレームの学習パターンを作り、同様に連続する 6 フレームから得られる合計 12,000 点分のパターンを学習に用いた。最初の学習において、設定学習回数 T_P を 20 万回と設定し、学習を行ったところ、平均誤差は 1.73% に収束した。このため、この平均誤差を目標誤差 E_P に設定し



(a) Simulated low-dose X-ray image, the current frame of input images to filters.

(b) Teaching image.

(c) Image subtracted between the consecutive frames in the high-dose X-ray image sequence, which indicates motion in the frame.

図 4 学習に用いた画像 (心臓左冠動脈造影像)

Fig. 4 Images used for training, which are left coronary angiograms.

た．入力特徴量の自動選択方式により，この収束誤差を保ったまま，冗長な入力特徴量が削除され，結果として以下の特徴量が選択された．

- 1) 時空間窓内の分散値
- 6) 濃度の 2 次微分値
- 8) 空間窓内の平均値
- 10) 注目画素と前フレームの注目画素との差分値

図 4 に示したように，学習対象とした画像は，対象である血管が大きく動く画像であるため，分散値の中でも，動きが考慮されたエッジ情報である特徴量 1)，平均値の中でも，動きに影響されない 8)，動き情報である 10) が選択されている．6) は，動きに影響されないエッジ情報であり，教師画像の合成の際に用いた空間フィルタ M_{TF}^{-1} の特性に比較的近いため選択されたものと考えられる．

4. 比較評価

4.1 NF との比較評価

4.1.1 学習過程

NFF への入力として新たに加えた特徴量は，いずれも入力画像の時空間窓内から算出したものであるため，入力情報は NF に対して本質的に増えているわけではない．3 層の階層型 NN は，任意の連続写像を近似できるモデルであることが証明されている^{34),35)}ことから，従来の NF でも適切な中間層ユニット数を設定することにより，理論的には同様な性能を持たせることができるはずである．すなわち，理論的には NF でも，新たに加えた特徴量と同じ演算を獲得可能である．しかし，実際の学習においては，NF が局所解に

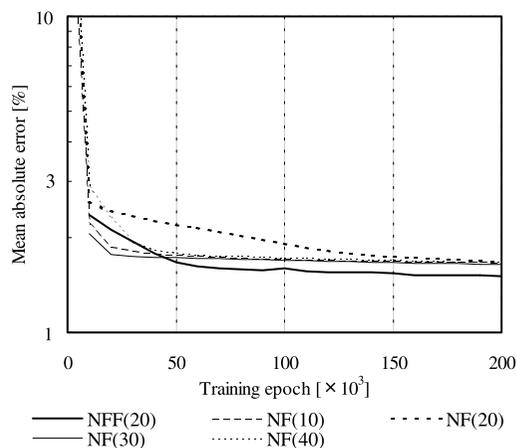


図 5 NF と NFF の学習曲線の比較

Fig. 5 Comparison of the learning curve of the NFF with those of the NFs.

陥る可能性があることや，学習時間が限られていることから，適切な中間層ユニット数を設定しても，必ずしも特徴量と同じ演算が獲得できるとは限らない．このため，必要な特徴量をあらかじめ入力に加えた NFF は，NF に比べて高い性能を持つことが可能であると考えられる．また，あらかじめ必要な特徴量を算出して入力に加えることにより，これと同じ演算を獲得するためにかかる学習時間を省略できるため，学習を効率的に行えるものと考えられる．

これらを実験的に調べるため，NF の中間層ユニット数を変化させて学習を行い，学習中の誤差の減少の様子を NFF と比較検討した．NFF および NF の学習の様子を図 5 に示す．なお，この比較は，NF に入力

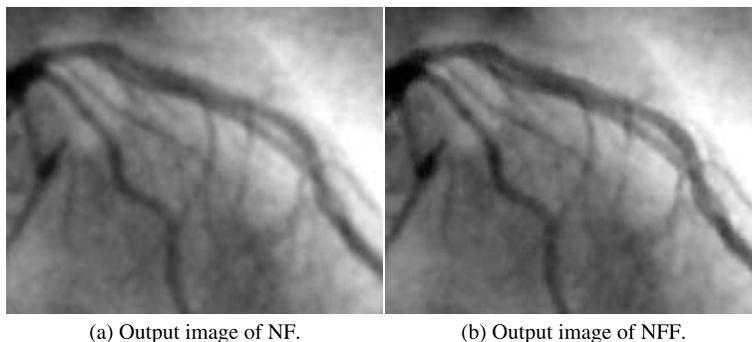


図6 NFとNFFの出力画像の比較
Fig. 6 Comparison of the output image of the NFF with that of the NF.

特徴量を加えた場合の学習の様子を調べるためのものであるため、NFFにおいては、入力特徴量の自動選択方式を適用しない場合の学習の様子を示している。ただし、NFFに入力特徴量の自動選択方式を適用した場合でも、その際の再学習回数はわずか8回であるため、学習時間は適用しない場合とほとんど変わらない。なお、図中の凡例の括弧内の数字は中間層ユニット数を示しており、本文中も同様に記述する。図中には表れていないが、学習回数が0のときの平均誤差は50%程度であった。いずれの学習においても1万回の学習で誤差が急激に減少し、それ以降は誤差の減少が緩やかになっている。5万回の学習を過ぎたあたりで、NFFの誤差がいずれのNFの誤差よりも小さくなっている。20万回の学習終了後のNFF(20)、NF(10)、NF(20)、NF(30)、NF(40)の各平均誤差は、それぞれ1.51%、1.67%、1.67%、1.64%、1.67%であった。一般的にNNの学習では、中間層ユニット数が少なすぎても多すぎても、学習が非効率的になることが知られている。NFにおいても、この知見と一致する結果となっていることが分かる。NFでは中間層ユニット数が30の場合に最も小さな誤差に収束している。しかし、NFFが到達した誤差には達していない。なお、中間層ユニット数が30のNFをさらに学習させたが、100万回の学習においてもNFFが到達した誤差には達しなかった。また、NFおよびNFFの重みの初期値を変えて同様の実験を行ったが、20万回の学習終了後の誤差は、ほぼ同様の結果であった。以上の結果から、NFFはNFに比べて効率的な学習が可能であり、その結果として性能の高いフィルタを構築できることが分かる。

4.1.2 出力画像の画質

NFFと単純なNFの画質を比較評価する。各フィルタの出力画像を図6に示す。画質の違いを明瞭に確認

できるように血管の主要部分を拡大してある。NFでは、血管の辺縁の保存性が悪い。NFFでは、それに比べてエッジ感および血管の辺縁の保存性が向上している。3本の血管の内の右上の血管(前下行枝の一部)を見ると、その辺縁がより明確になっていることが分かる。次に、未学習フレームに適用した場合の出力画像の画質を比較する。入力画像、理想画像、動き成分抽出画像を図7に示す。これに対する出力画像を図8(a)、(b)に示す。未学習フレームにおいても、NFFはNFに比べてエッジ感および血管の辺縁の保存性に優れていることが分かる。

4.1.3 フィルタ特性の定量評価

フィルタのエッジ保存平滑化の性能を評価する指標として、X線フィルムの性能評価などに用いられているDQE(Detective Quantum Efficiency)³⁶⁾を採用した。次式にその定義を示す。

$$DQE(h) = \frac{MTF^2(h)}{WS(h)} = \frac{|S(h)|^2}{|N(h)|^2} \quad (15)$$

ただし、 h は空間周波数、 $MTF(h)$ はシステムの変調度伝達関数、 $WS(h)$ はウィナースペクトル、 $S(h)$ は信号のみを入力したときのシステムの伝達関数、 $N(h)$ はノイズのみを入力したときのシステムの伝達関数である。DQEはフィルタのSN比の2乗の周波数伝達特性を表している。測定結果を図9に示す。NFに比べてNFFでは、中周波から高周波に至るまでのSN比の伝達特性が向上している。これより、エッジ保存平滑化性能が向上していることが分かる。なお、NFFおよびNFの周波数特性が0.25付近で低下しているのは、フィルタが局所的な窓に基づくコンボリューション型フィルタであることに起因するものである。すなわち、限られた大きさの窓による演算の不連続性の影響で、振動的な特性となっている³⁷⁾。

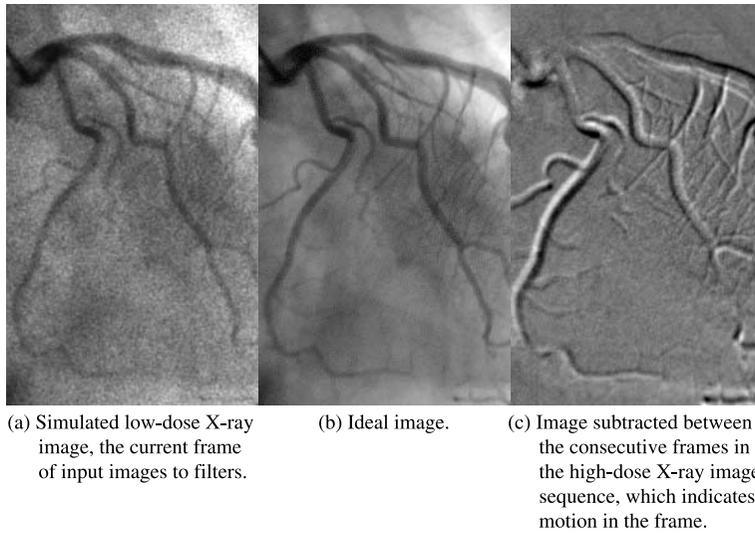


図 7 未学習フレーム
Fig. 7 Non-trained frame.

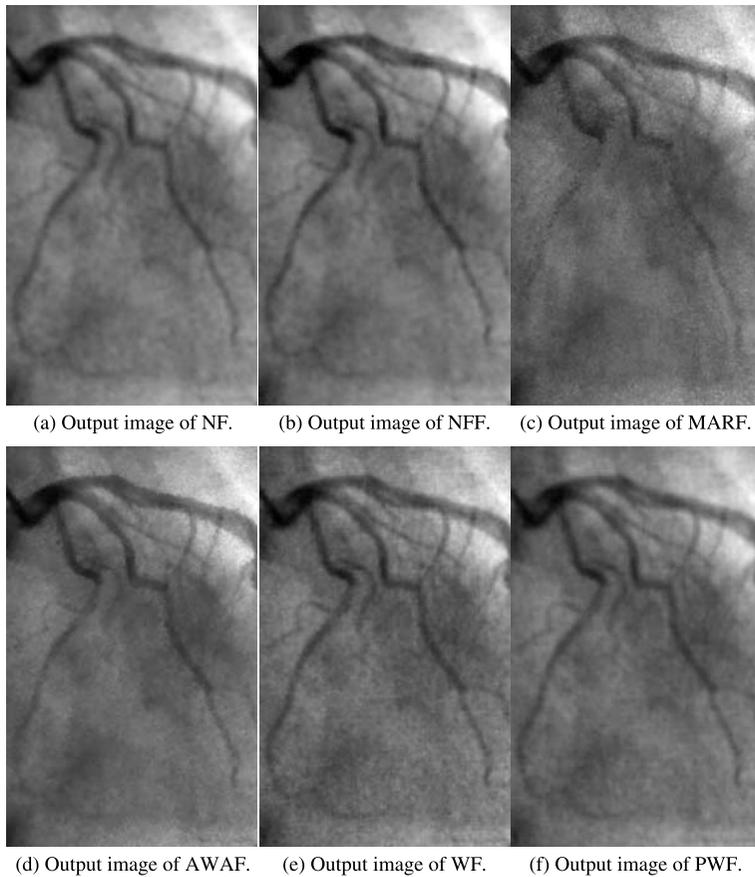


図 8 出力画像の比較 (未学習フレーム)
Fig. 8 Comparison of the output image of the NFF with those of the conventional filters, to which non-trained frames are input.

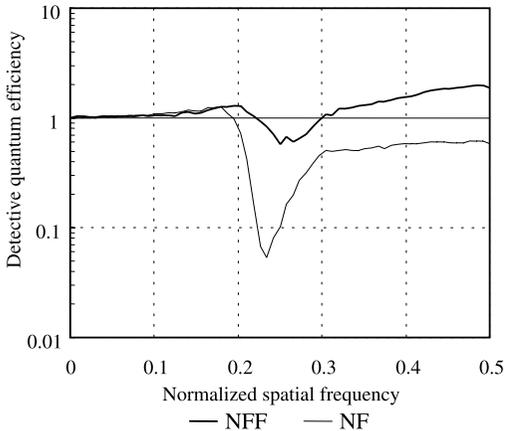


図9 DQEを用いた各フィルタの性能の比較

Fig. 9 Comparison of the performance of the NFF with that of the NF using the DQE.

4.2 従来型のフィルタとの比較評価

4.2.1 出力画像の画質の比較

NFFを従来型の動画像処理フィルタおよび画像復元フィルタと比較評価する．比較対象とする動画像処理フィルタは，製品として実用化されており，病院で広く使用されているMARF(動き適応リカーシブフィルタ)⁴⁾および，画像の鮮鋭度を保存したままノイズを抑えることを目的として提案されているAWAF(Adaptive Weighted Averaging Filter)³⁾を用いた．MARFはリカーシブフィルタの一種で，画像中の動きに応じて再帰量を変化させ，動きによる加算ぼけを軽減する機構を備えたリカーシブフィルタである．AWAFは注目画素と時空間窓内の画素の濃度差にフィルタ重みを適応的に変化させ，大きな濃度差を持つ画素についてはフィルタ重みを小さくすることにより，時間および空間エッジを保存しつつ平滑化を行うフィルタであり，性能の良い動画像処理フィルタとして知られている．比較対象とする画像復元フィルタとして，最小二乗誤差規範のもとで最適な線形復元フィルタとしてよく知られているウィナーフィルタ(Wiener Filter; WF)^{38)~40)}および，その評価基準中に自由なパラメータを導入したパラメトリックウィナーフィルタ(Parametric Wiener Filter; PWF)³⁹⁾を用いた．各フィルタのパラメータは，各文献中に示されている方法により概略的に設計し，そのうちの微調整可能なパラメータに関しては，NFとNFFを学習したときに用いた画像により，二乗誤差最小化を評価基準として最適化した．

まず，1枚ごとの画像において臨床専門医による評価を行った．各フィルタの出力画像を図8に示す．MARF

では，3本ある血管のうちの動きの大きい，右と中央の血管(それぞれ左回旋枝，中間枝)が動きによりぼけ，コントラストが著しく低下している．さらに，ノイズが抑えきれず，血管がノイズに埋もれて確認しにくい．AWAFでは，ノイズ低減性能およびエッジ保存性には優れているが，動きの大きい血管のコントラストが低下している．さらに，動きのある血管の辺縁にノイズが重なり，血管の辺縁の連続性が損なわれて確認しにくい．また，画像が模擬的であり自然さを欠いている．WFでは，空間情報のみにより処理をしているため動きによるぼけはないが，ノイズが抑えきれないため血管を確認しにくい．特に，血管の辺縁の連続性がノイズにより損なわれている．さらに，血管のコントラストが十分ではない．PWFでは，WFよりもノイズの低減性能は高いが，WFと同様な欠点を持っている．ノイズが低減されている分，血管の辺縁の保存性が悪い．これらに比べNFFでは，血管の背景にあるノイズが平滑化され，画像に奥行きが出ているため血管が浮き出て見やすくなっている．動きの大きい血管を見ると，従来のフィルタに比べコントラストが高く，明瞭であることが分かる．

次に，処理後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．冠動脈造影像では，動いている血管を目視により的確に追えることが重要である．従来のフィルタでは動きの大きい血管が消えて追えなくなるのに対し，NFFでは残像も少なく明確に確認することができた．また，画像の奥行き感と血管の立体感に優れるため，動いている血管が浮き出て確認しやすいとの評価を得た．

4.2.2 定量評価

各フィルタの出力画像の画質を定量的に評価する．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フィルタの性能評価に用いられているISNR(Improvement in Signal-to-Noise Ratio)⁴¹⁾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り，各種動画像処理フィルタの性能比較にも用いられている⁷⁾．次にその定義を示す．

$$ISNR(t) = 10 \log_{10} \left[\frac{\sum_{x,y \in R_E} \{T_C(x,y,t) - g_L(x,y,t)\}^2}{\sum_{x,y \in R_E} \{T_C(x,y,t) - f(x,y,t)\}^2} \right] \quad (16)$$

ただし， R_E は評価領域である．

また，対象の動きに対する各フィルタの性能を比較するため，次式のMEF(Motion in Each Frame)を

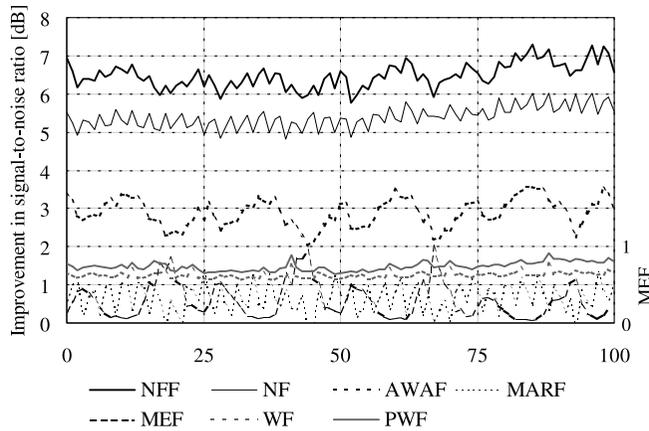


図 10 各フィルタの出力画像の画質の定量評価

Fig. 10 Quantitative evaluation of the image quality among the output images of the filters.

対象の動きを表す指標として定義する．

$$MEF(t) = \frac{\sum_{x,y \in R_E} \{S(x,y,t) - \overline{S(x,y,t)}\}^2}{N_E \cdot G_{norm}} \quad (17)$$

$$S(x,y,t) = g_H(x,y,t) - g_H(x,y,t-T) \quad (18)$$

ただし， N_E は評価領域 R_E の画素数， $\overline{S(x,y,t)}$ は $S(x,y,t)$ の平均値， G_{norm} は正規化係数である．

血管の全体を覆う領域を評価領域 R_E と設定し，各指標を測定した．入力画像の SN 比は平均 14.4 dB，その標準偏差は 0.16 dB となり，ほぼ一定の SN 比であった．ここで，MARF，AWAF は，X 線計測系の空間周波数変調を回復する機能を備えていないため，ISNR の評価値が低くなる．このため，両フィルタの出力画像に空間フィルタ ($M_{TF}^{-1}(\cdot)$) を施し比較を行った．SN 比の改善度である ISNR および MEF を図 10 に示す．フレーム番号 38 から 43 が学習に用いたフレームであるが，NFF は未学習フレームについても学習フレームと同程度の画質改善が行われており，平均 6.5 dB の改善度を有する．それに比べ，NF，AWAF，MARF，WF，PWF の各 ISNR の平均は，5.4，2.9，0.6，1.3，1.5 dB にとどまっている．

また，MEF は心臓の周期運動に対応した応答を示しており，MEF と ISNR の関係を見ると，AWAF は血管の動きが大きいフレームにおいて ISNR が低く，対象の動きに大きく影響を受けているが，NFF はそれほど影響されていないことから，対象の動きに対して比較的堅固であることが分かる．

4.3 実低線量画像による評価

NFF は模擬低線量画像により学習を行った学習型のフィルタであることから，実際に低線量で撮影した

画像による評価が重要である．そこで，実低線量画像により，NFF の汎化能力を検証するとともに，各フィルタとの比較評価を行った．評価を行った画像のうち，ここでは代表して心臓左冠動脈を比較的低線量の条件（管電圧 58 kV，管電流 1.6 mA）で撮影した画像について示すことにする．各フィルタを施した連続 5 フレームの出力画像を図 11 に示す．(a) は入力画像であり，画像中央上部の細い血管枝が速く動いている．MARF では，動きの大きい血管の保存性が悪いため，それらの血管を確認できない．さらに，ノイズの低減量も小さい．AWAF では，動きのない血管の辺縁の保存性および背景のノイズの低減性能は良いが，動きが大きい血管部の保存性が悪く，それらの血管を確認できない．PWF では，ノイズの低減率が悪く，血管を確認しにくい．それらと比較し NFF では，動きの大きな血管も明瞭であり，血管全体を非常に確認しやすい．

動画での観察においても，血管の背景にあるノイズが抑えられ，動いている血管が明瞭であることから確認しやすいとの評価を得た．このことより，NFF は十分な汎化能力を有することが分かった．

5. おわりに

本論文では，目的の信号処理に関連する特徴量を入力に加えた，新しい NF である NFF を提案し，NF の性能向上を試みた．さらに，NFF の学習を通して入力特徴量を自動選択し，目的とする信号処理に対して合理的な構造の NFF を得る方式を提案した．本方式により NFF を得るといふ枠組みを医用 X 線動画の画質改善に応用し，単純な NF において問題となっていた，対象のエッジの保存性が向上することを示し

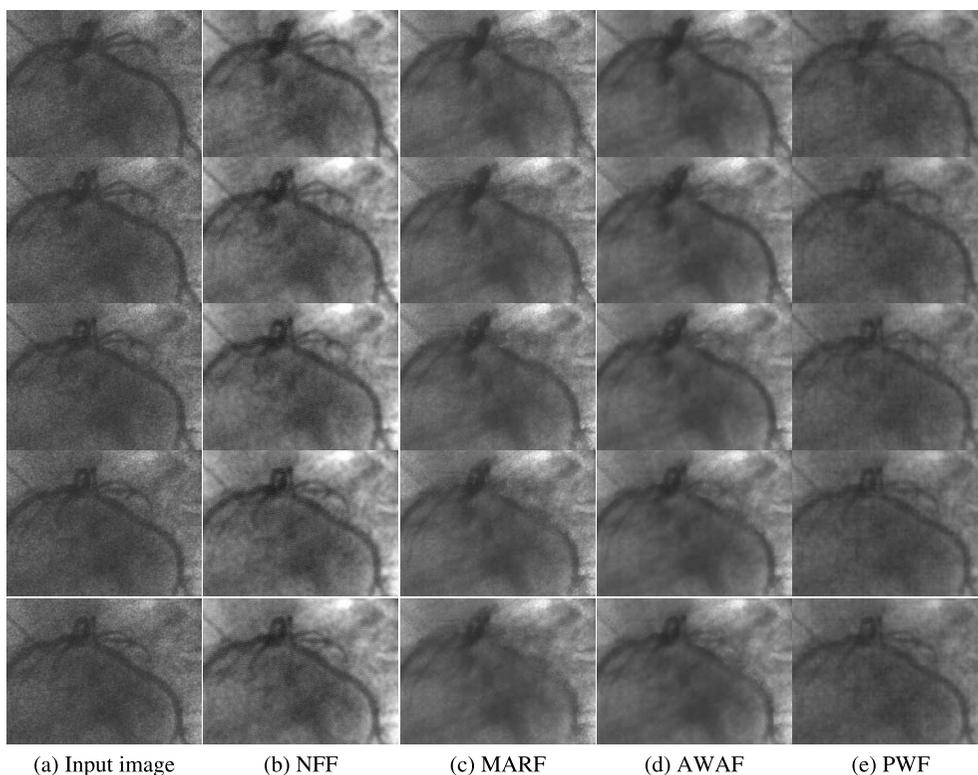


図 11 実低線量画像による各フィルタの出力画像の比較 (未学習画像)

Fig. 11 Comparison of the output image of the NFF with those of the conventional filters in filtering real low-dose X-ray image sequence of a left coronary artery.

た．従来型の動画処理フィルタおよび画像回復フィルタとの画質の比較評価および定量評価により，従来のフィルタに比べ，動きをともなう対象のコントラスト，ノイズの平滑化性能，対象の辺縁の連続性の観点で NFF が優れていることを示した．

今後，様々な目的の信号処理に対し，本枠組みを適用し，さらに評価を進める予定である．

謝辞 ご支援下さった(株)日立メディコ技術研究所矢仲重信所長，小池功一主管技師長，石川謙主任技師，池田重之主任技師，ご協力いただいた愛知県立大学情報科学部学生平松義崇くん，伊藤権次くん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)および堀情報科学振興財団の支援による．また，有益なご指摘をいただいた査読者に感謝いたします．

参 考 文 献

- 1) 横山博典，与小田一郎，山田雅亘，村川圭三：先端医用画像と被曝線量，2. 画像特性の向上と被曝線量，日本放射線技術学会雑誌，Vol.52, No.1, pp.32-37 (1996).
- 2) Ozkan, M.K., Erdem, A.T., Sezan, M.I. and Tekalp, A.M.: Efficient multiframe Wiener restoration of blurred and noisy image sequences, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.1, pp.453-476 (1992).
- 3) Ozkan, M.K., Sezan, M.I. and Tekalp, A.M.: Adaptive motion-compensated filtering of noisy image sequences, *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, Vol.3, No.4, pp.277-290 (1993).
- 4) 榎本康次，林 達也，堀場勇夫，池谷和夫，南木道生：X線透視画像における画質改善，平成5年度電気関係学会東海支部連合大会講演論文集，p.731 (1993).
- 5) Chan, C.L., Katsaggelos, A.K. and Sahakian, A.V.: Image sequence filtering in quantum-limited noise with applications to low-dose fluoroscopy, *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.12, No.3, pp.610-621 (1993).
- 6) Aufrichtig, R. and Wilson, D.L.: X-ray fluoroscopy spatio-temporal filtering with ob-

- ject detection, *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.14, No.4, pp.733–746 (1995).
- 7) 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.1270–1292 (1995).
 - 8) 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).
 - 9) Yin, L., Astola, J. and Neuvo, Y.: Neural filters: a class of filters unifying FIR and median filter, *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, and Signal Processing*, pp.53–56 (1992).
 - 10) 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).
 - 11) 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).
 - 12) 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).
 - 13) 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).
 - 14) Suzuki, K., Horiba, I., Sugie, N. and Nanki, M.: A recurrent neural filter for reducing noise in medical X-ray image sequences, *Proc. Int. Conf. Neural Information Processing*, Kitakyushu, Japan, Vol.1, pp.157–160 (1998).
 - 15) Suzuki, K., Horiba, I., Sugie, N. and Nanki, M.: Noise reduction of medical X-ray image sequences using a neural filter with spatiotemporal inputs, *Proc. Int. Symp. Noise Reduction for Imaging & Communication Systems*, Tokyo, Japan, pp.85–90 (1998).
 - 16) 鈴木賢治, 林 達也, 池田重之, 堀場勇夫, 杉江 昇, 南木道生: ニューラルフィルタを用いた医用低線量 X 線動画像の画質改善, 電気学会論文誌 C, Vol.119-C, No.11, pp.1383–1391 (1999).
 - 17) 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 Press (1999).
 - 18) 鈴木賢治, 堀場勇夫, 杉江 昇: 量子ノイズが支配的な動画像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, 情報処理学会論文誌, Vol.41, No.3, pp.711–721 (2000).
 - 19) Suzuki, K., Horiba, I. and Sugie, N.: Training under Achievement Quotient Criterion, *Neural Networks for Signal Processing X*, Widrow, B., et al. (Eds.), pp.537–546, IEEE Press (2000).
 - 20) Suzuki, K., Horiba, I. and Sugie, N.: Signal-preserving training for neural networks for signal processing, *Proc. IEEE Int. Symp. Intelligent Signal Processing and Communication Systems*, Honolulu, HI, Vol.1, pp.292–297 (2000).
 - 21) Suzuki, K., Horiba, I. and Sugie, N.: Neural filter with selection of input features and its application to image quality improvement of medical image sequences, *Proc. IEEE Int. Symp. Intelligent Signal Processing and Communication Systems*, Honolulu, HI, Vol.2, pp.783–788 (2000).
 - 22) 鈴木賢治, 上田浩次, 堀場勇夫, 池谷和夫: アナログ値予測用ニューラルネットワーク, 平成 4 年度電気関係学会東海支部連合大会講演論文集, p.286 (1992).
 - 23) 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).
 - 24) Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.J.: Learning representations of back-propagation errors, *Nature*, Vol.323, pp.533–536 (1986).
 - 25) Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.J.: Learning internal representations by error propagation, *Parallel Distributed Processing*, Vol.1, Chap.8, pp.318–362, MIT Press (1986).
 - 26) Suzuki, K., Horiba, I. and Sugie, N.: Designing the optimal structure of a neural filter, *Neural Networks for Signal Processing VIII*, Niranjana, M., et al. (Eds.), pp.323–332, IEEE Press (1998).
 - 27) 鈴木賢治, 堀場勇夫, 杉江 昇: ニューラルフィルタの簡約構造決定手法, 情報処理学会論文誌, Vol.40, No.12, pp.4226–4238 (1999).
 - 28) Suzuki, K., Horiba, I. and Sugie, N.: A Simple Neural Network Pruning Algorithm with Application to Filter Synthesis, *Neural Processing Letters*, Vol.13, No.1, pp.43–53 (2001).
 - 29) Macovski, A.: *Medical Imaging Systems*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ (1983).
 - 30) 内田 勝, 金森仁志, 稲津 博: 放射線画像情報工学 (II), 通商産業研究社, pp.203–213 (1988).
 - 31) 吉田興夫, 木内雄二: ビジコンの容量性残像の計算, テレビジョン学会誌, Vol.24, No.1, pp.20–28 (1970).

- 32) Takahashi, F., Ishikawa, K., Taniguchi, T., et al.: Development of a high definition real-time digital radiography system using a 4 million pixels CCD camera, *Proc. SPIE Medical Imaging*, CA, USA, Vol.3032, pp.364-375 (1997).
- 33) Rosenfeld, A. and Kak, A.C.: *Digital Picture Processing*, 2nd edition, Vol.2, pp.85-96, Academic Press (1982).
- 34) Funahashi, K.: On the approximate realization of continuous mappings by neural networks, *Neural Networks*, Vol.2, pp.183-192 (1989).
- 35) Barron, A.R.: Universal approximation bounds for superpositions of a sigmoidal function, *IEEE Trans. Inf. Theory*, Vol.39, No.3, pp.930-945 (1993).
- 36) 日本放射線技術学会(編): 臨床放射線技術ハンドブック(上巻), pp.195-202, 通商産業研究社(1996).
- 37) Jähne, B.: *Digital Image Processing*, 4th edition, pp.293-297, Springer-Verlag (1997).
- 38) Andrews, H.C. and Hunt, B.R.: *Digital Image Restoration*, Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ (1977).
- 39) Proakis, J.G. and Manokakis, D.G.: *Digital Image Processing*, 2nd edition, pp.351-398, Wiley (1991).
- 40) Proakis, J.G. and Manokakis, D.G.: *Digital Signal Processing*, 3rd edition, pp.880-890, Prentice-Hall (1996).
- 41) Banham, M.R. and Katsaggelos, A.K.: Digital image restoration, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.14, No.2, pp.24-41 (1997).
- (平成 11 年 11 月 11 日受付)
(平成 13 年 5 月 10 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)日立メディコ技術研究所入社。平成 9 年愛知県立大学。現在、情報科学部助手。平成 13 年～米国・シカゴ大学放射線科カートロスマン放射線像研究所客員研究員。医用画像処理・認識および学習型情報処理の研究に従事。博士(工学)(名古屋大学)。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)日立メディコ入社。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, 日本循環器学会等各会員。



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。平成 12 年同大学理工学部情報科学科教授。現在, 情報科学科長。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 等各会員。



南木 道生

昭和 25 年生。昭和 51 年名古屋大学医学部卒業。同年静岡済生会病院。昭和 54 年名古屋大学医学部第 3 内科循環器研究室。昭和 57 年国立循環器病センター心血管内科スタッフ。昭和 60 年労働福祉事業団中部労災病院内科(循環器内科)。平成 11 年同病院循環器科。平成 12 年同病院副院長。現在に至る。心臓, 血管疾患の診療, 臨床研究に従事。医学博士。日本循環器学会(専門医), 日本内科学会, 日本脈管学会各会員。