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

正員 鈴木 賢治 (愛知県立大学)   非会員 林 達也 (日立メディコ)
非会員 池田 重之 (日立メディコ)   非会員 堀場 勇夫 (愛知県立大学)
非会員 杉江 昇 (名城大学)   非会員 南木 道生 (中部労災病院)

Improving Image Quality of Medical Low-Dose X-ray Image Sequences Using a Neural Filter

Kenji Suzuki, Member (Aichi Prefectural University), Tatsuya Hayashi, Non-member, Shigeyuki Ikeda, Non-member (Hitachi Medical Corporation), Isao Horiba, Non-member (Aichi Prefectural University), Noboru Sugie, Non-member (Meijo University), Michio Nanki, Non-member (Chubu Rosai Hospital)

In this paper, we propose a novel dynamic filter using a multilayer neural network, called the neural filter with spatiotemporal inputs (NFST), for improving image quality of medical low-dose X-ray image sequences. We model the noise in the medical X-ray image sequences to make simulated low-dose X-ray images for training the NFST, and have trained the NFST using them. We have performed experiments on the NFST with not only the simulated low-dose X-ray image sequences but also real low-dose X-ray image sequences. Experimental results have demonstrated that the NFST can effectively remove the actual noise in the medical X-ray image sequences, and the ability of NFST is superior to that of the conventional dynamic filter by the quantitative evaluation of image quality. We expect that medical X-ray systems reduce dosage to the patients effectively using it.

キーワード：ニューラルフィルタ，時空間，動画像処理，ノイズ除去，線量低減，IVR

1. まえがき

臨床医療では X 線透視下で外科的切開無しに治療を行う IVR(Interventional Radiology)が近年著しい発展を遂げ急速に普及している。この手技により X 線透視時間が長時間化し、患者はもとより術者に蓄積される X 線被曝が非常に大きな問題となっている⁽¹⁾⁽²⁾。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、ガイドワイヤなどが明確に確認できる必要がある。X 線透視像は比較的低線量の X 線で像を得る量子ノイズの多い動画像であるため、その画質改善はノイズ除去を目的とした動画像処理フィルタにより行われている。しかし、臨床からは対象の動きが大きい時に確認しづらいという問題点が指摘されており、低線量を保ったままで X 線透視像を更に高画質化することが強く求められている。

このような対象に動きを伴う動画像の画質を改善するため、様々な動画像処理フィルタが提案されている^{(3)~(8)}。しかし、これらのフィルタは加法性ノイズやガウス性ノイズの除去を目的として提案されており、医用 X 線計測系に特有の複雑なノイズを扱ったものは無い。また、応用対象に応じたフィルタパラメータの最適設計が課題として残されている。一方、学習機能を持つ非線形情報処理システムであるニューラルネットワーク(NN)を利用し

たフィルタが提案され、フィルタパラメータを学習により自動的に設計できることが示されている^{(9)~(20)}。それらは、階層型 NN を利用したもの^{(9)~(13)}、相互結合型の NN であるホップフィールドネットワークを利用したもの⁽¹⁴⁾、それらを組み合わせたもの⁽¹⁵⁾、閾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^{(16)~(20)}などがある。階層型 NN を利用したものの中でも、NN をフィルタモデルとして利用したニューラルネット型フィルタは、他のフィルタに比べて高速処理が可能であり、突発性変化成分を有する 2 次元画像にガウス性ノイズが重畳した場合において、従来の非線形フィルタより高いノイズ低減能力を持つことが示されている⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾。

本論文では、入力情報に時空間情報を直接入力するニューラルフィルタ(Neural Filter with Spatiotemporal Inputs; NFST)を提案し、医用低線量 X 線動画像に特有なノイズの低減による画質改善を試みる。これまで、本研究のように NN を動画像処理フィルタへ適用した研究は無く、時空間フィルタはまだ提案されていない。時空間情報を用いることにより、空間情報と共に時間情報を合理的に利用した高い画質改善効果が期待できる。まず、X 線の量子ノイズ、X 線計測系における空間周波数特性、TV カメラの残像特性を考慮した医用 X 線動画像におけるノイズモデルを定式化し、高線量画像にこのノイズを加えることにより疑似低線量画像を合成する方法を提案する。

X線フィルムに代表されるX線2次元画像におけるノイズモデルは既に定式化されているが、X線動画におけるノイズモデルの定式化はまだ報告されていない。次に、疑似低線量画像を入力画像とした時の教師画像の作成方法を提案する。次いで、心臓冠動脈の高線量X線動画を用いて入力画像と教師画像を作成し、これを用いてNFSTの学習を行う。その結果を、未学習フレームを含む動画に適用し、関心領域である血管の画質および対象の動きに対する堅固さを従来型の動画処理フィルタと比較すると共に、処理画像の画質を定量評価する。更に、疑似低線量画像にて学習したNFSTを実際に低線量で撮影した実低線量画像に適用し、汎化能力を検証すると共に、従来のフィルタと定量的に比較評価する。その結果から、NFSTにより従来のフィルタに比べて線量を大きく低減できる可能性を示す。

2. X線動画処理のためのニューラルフィルタ

<2・1> ニューラルフィルタの構造 X線動画では、時間と空間の両方に連続性を持って関連する対象物の動きと、お互いの関連性と連続性の薄いノイズが混合して存在しているため、時間情報と空間情報を同時に用いることにより、対象物の動きなどの信号とノイズを合理的に弁別することができるものと期待できる。そこで、時空間情報を直接入力とするニューラルフィルタ(NFST)を提案する。NFSTの構造を図1に示す。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。画像のような連続値を出力として扱うNNでは、出力層には非線形関数の代わりに恒等関数を用いる方が適している⁽²¹⁾ことから、NFSTは、入力層、中間層、出力層のニューロンの応答関数を、それぞれ、恒等関数、シグモイド関数、恒等関数とする階層型NNを採用する。NFSTは次式に示すように、注目画素 $g(x,y,t)$ 及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。

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

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

ここに、 $\mathbf{I}_{x,y,t}$ 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NNの出力、 R は時空間カーネル領域である。NFST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学習することにより、フィルタ特性を自動的に獲得する。

<2・2> 入力画像と教師画像の作成方法

<2・2・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医用X線2次元画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。医用X線動画に混入されるノイズは、複数の系による複合作用を受けて得られるため、更に複雑なノイズとなる。ここでは、X線動画におけるノイズモデルを定式化する。図2に医用X線撮影装置の計測系を示す。図2において、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)において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⁽²²⁾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 $X_S(x,y,t)$ 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線量では量子ノイズはガウス分布となり、X線分布 $X_I(x,y,t)$ は次式のように表される。

$$X_I(x,y,t) = X_S(x,y,t) + X_N(\sigma) \dots\dots\dots (3)$$

$$\sigma = \sqrt{X_S(x,y,t)} \dots\dots\dots (4)$$

ここに、 $X_N(\sigma)$ は標準偏差 σ の白色ガウスノイズである。X線分布 $X_I(x,y,t)$ は、I.I.において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⁽²³⁾、次式の電気信号 $E_S(x,y,t)$ に変換される。

$$E_S(x,y,t) = MTF(K_E \cdot X_I(x,y,t)) \dots\dots\dots (5)$$

ここに、 $MTF(E)$ は分布 E をI.I.、光学系、TVカメラの総合的な変調度伝達関数(Modulation Transfer Function; M.T.F.)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。

図1 NFSTの構造
Fig. 1. Architecture of the NFST.

図2 医用X線撮影装置の計測系

Fig. 2. A measurement section of an X-ray-based medical system.

更に電気信号 $E_S(x, y, t)$ は、TV カメラの残像 $E_L(x, y, t)$ により次式に示す電気信号 $E_T(x, y, t)$ として TV カメラより出力される。

$$E_T(x, y, t) = E_S(x, y, t) + E_L(x, y, t) \dots \dots \dots (6)$$

ここで、TV カメラの残像 $E_L(x, y, t)$ は、電気信号 $E_S(x, y, t)$ の大きさにより量が変わる信号依存性の残像であり、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、次式のように現時刻の電気信号 $E_S(x, y, t)$ 、および一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 により決まる関数 $E_{LF}(\cdot)$ として表すことができる⁽²⁴⁾。

$$E_L(x, y, t) = E_{LF}(E_S(x, y, t), E_S(x, y, t-T), B) \dots \dots (7)$$

以上より、医用 X 線撮影装置より得られる画像 $g(x, y, t)$ は次式となる。

$$g(x, y, t) = MTF(K_E \cdot (X_S(x, y, t) + X_N(\sigma))) \dots \dots (8) \\ + E_L(x, y, t)$$

<2・2・2> 疑似低線量画像の合成 高線量で撮影した高 SN 比の高線量画像 $g_H(x, y, t)$ に、先に示したノイズを加えることにより疑似低線量画像 $g_L(x, y, t)$ を合成し、NFST の入力画像として用いる。高線量を曝射した場合、光子数が多くなるため画像信号に対して相対的に量子ノイズは小さく、TV カメラへの信号が大きくなるため残像は比較的小さい。このことから、式(8)における量子ノイズ $X_N(\sigma)$ および残像 $E_L(x, y, t)$ を無視すると、高線量画像 $g_H(x, y, t)$ は次式のように表される。

$$g_H(x, y, t) = MTF(K_E \cdot X_S(x, y, t)) \dots \dots \dots (9)$$

高線量画像 $g_H(x, y, t)$ に $MTF(E)$ の逆フィルタ $MTF^{-1}(E)$ を施すことを考えると、次式のように高線量画像 $g_H(x, y, t)$ から X 線分布の信号成分 $X_S(x, y, t)$ を求めることができる。

$$MTF^{-1}(g_H(x, y, t)) / K_E = X_S(x, y, t) \dots \dots \dots (10)$$

式(8)、(10)より、高線量画像 $g_H(x, y, t)$ から疑似低線量画像

$g_L(x, y, t)$ を次式のように作成することができる。

$$g_L(x, y, t) = MTF(MTF^{-1}(g_H(x, y, t)) \dots \dots \dots (11) \\ + K_E \cdot X_N(\sigma)) + E_L(x, y, t)$$

ここで、 $MTF(E)$ は実測した X 線計測系の空間周波数特性⁽²⁵⁾を次式のガウス関数に最小二乗近似し、これをフィルタ関数とする空間フィルタ処理を施すことにより実現した。

$$g_m(h) = A_0 \cdot e^{-h^2 / 2\lambda^2} \dots \dots \dots (12)$$

ここに、 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、近似誤差は 0.036% となった。また、式(9)において無視した高線量画像中の量子ノイズは実際には微量ながら存在するため、単純に $MTF(E)$ の逆フィルタにより処理すると、量子ノイズが強調されることになる。このため、 $MTF^{-1}(E)$ 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押さえた。 K_E はノイズの量を制御するパラメータとなるため、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、低線量条件において TV カメラの残像特性を実測し、残像の理論式⁽²⁴⁾に最小二乗近似することにより決定し、 $B=0.008$ を得た。

<2・2・3> 教師画像の作成 医用 X 線撮影装置の画質改善目標は、低線量画像のノイズを高線量画像のように低減することにあるが、先に示したように高線量画像においても X 線計測系の空間周波数変調を受けている。そこで、疑似低線量画像のノイズを除去した画像である高線量画像 $g_H(x, y, t)$ に X 線計測系の総合的な M.T.F. の逆フィルタ $MTF^{-1}(E)$ を施すことを考えると、式(9)から次式のように X 線分布の信号成分 $X_S(x, y, t)$ に比例した画像が作成できる。これを疑似低線量画像が入力された時の理想的な出力である教師画像 $T_C(x, y, t)$ として用いることにする。

$$T_C(x, y, t) = MTF^{-1}(g_H(x, y, t)) = K_E \cdot X_S(x, y, t) \dots (13)$$

3. NFST による X 線動画画像処理と画質評価

<3・1> NFST の学習 NFST は入力層、中間層、出力層の各ニューロン数が 125, 20, 1 である 3 層構造のものを、カーネルは図 1 に示すように、空間的に注目画素を中心に 5×5 画素の 25 画素、時間的にそれを 5 フレーム連ねた 125 画素の時空間情報を入力とする立方体カーネルとし、学習はバックプロパゲーション⁽²⁶⁾により行う。学習に用いた画像を図 3 に示す。これらの画像は、日立メディコ社製デジタル血管造影撮影装置 DFA-100 により得られた心臓左冠動脈造影像 (512×480 サイ

ズ、1024 階調、30 フレーム/秒)である。(a)は高線量で撮影した高 SN 比の高線量画像 $g_H(x,y,t_0)$, (b)は高線量画像 $g_H(x,y,t_0)$ を基に式(13)により作成した教師画像 $T_C(x,y,t_0)$ である。高線量画像 $g_H(x,y,t_0)$ に比べ教師画像 $T_C(x,y,t_0)$ は、血管の辺縁がシャープになっており、特に細い血管がより明瞭に見える。(c), (d)は入力画像となる模擬低線量画像 $g_L(x,y,t_0-4T)$, $g_L(x,y,t_0)$ であり、医用 X 線像特有のノイズに血管が埋もれ、血管の太さや細い血管の存在を確認しづらい。冠動脈造影像では血管の狭窄率(まわりの正常な血管に対する血管の詰まり具合の割合を表す尺度)の診断や、狭窄した血管を広げる機具(バルーンカテーテル)のサイズを決定するため、血管の形状(幅、奥行き、詰まり具合)を正確に把握できることが重要である。(c), (d)の入力画像では、血管がノイズに埋もれて、形状を把握しづらい。このため、(d)の入力画像が(b)の教師画像のようにノイズ低減されることが重要である。これらの画像では診断に必要な関心領域は血管であるため、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。重みおよびオフセットの初期値は、それぞれ $-0.1 \sim 0.1$, $-0.01 \sim 0.001$ の範囲の一樣乱数により初期化し、学習効率 $\eta = 0.00005$ として 15 万回の学習を行ったところ、平均誤差は 0.017 に収束した。

<3・2> フィルタ処理画像の比較 NFST の画質改善能力を従来型の動画像処理フィルタと比較評価する。比較するフィルタは画像の鮮鋭度を保存したままノイズを押さええることを目的とした動画像処理フィルタとして提案されている AWAF(Adaptive Weighted Averaging Filter)⁽³⁾を用いた。AWAF は注目画素と時空間カーネル内の画素の濃度差にカーネルのフィルタ重みを適応的に変化させ、あらかじめ与える混入ノイズ量より大きな濃度差を持つカーネル内の画素については、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る。ここで、AWAF はノイズ低減を行う機能は備えているが、X 線計測系の空間ぼけを回復する機能は備えていないため、AWAF の処理画像に NFST の教師画像作成に使用したものと逆フィルタ $MTF^{-1}(E)$ を施し比較を行った。各フィルタの処理画像を図 4 に示す。(a)は AWAF の処理画像である。なお、フィルタのパラメータは文献⁽³⁾中に示されているように入力画像のノイズ量を基に設計した。(b)は NFST の処理画像である。まず、1 枚ずつの画像において臨床専門医による評価を行った。NFST の処理画像では、入力画像中の血管の背景にある粒状性の荒い医用 X 線像特有のノイズ(量子モトル)が平滑化され、画像に奥行きが出ており関心領域である血管が浮き出て見易くなっている。更に、血管の辺縁の連続性が増しており、特に、3 本ある太い血管から枝分かれしている細い血管(中隔枝)が見

易くなっている。各フィルタによる処理画像を比較すると、例えば 3 本ある血管の一番左の血管(左回旋枝)や中央の血管(中間枝)は先端ほど激しく動いており、AWAF では見えなくなっているのに比べ、NFST では明確に確認できる。AWAF では、動いてい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づらい。また、画像が模擬的であり自然さに欠いている。NFST では辺縁の連続性や血管の自然さの観点で優れている。AWAF の方がエッジ感が強いが、NFST の方が血管の立体感に富んでおり見易い。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の確に追えることが重要であるが、従来のフィルタでは動きのある比較的細い血管が消えて目で追えなくなるのに対し、NFST では残像も少なく明確に確認することができた。また、1 枚ずつの画像で感じられたエッジ感の差は動画像では感じられず、動画像処理フィルタとして優れたフィルタであることが確認できた。

<3・3> 定量評価 各フィルタによるフィルタ処理画像の画質を定量的に比較評価する。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処理の性能の比較評価に用いられている BSNR(Blurred Signal-to-Noise Ratio)、および ISNR(Improvement in Signal-to-Noise Ratio)⁽²⁷⁾を採用した。BSNR は空間ぼけにより劣化した信号と雑音の比、すなわち本研究では入力画像の SN 比を表している。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の比較評価にも用いられている⁽⁸⁾。これらの指標は信号とノイズが明確に分離されたシミュレーションによる画像を用いるため、応用対象に対してノイズの量だけでなく信号の保存性を含めて比較的正確に処理の性能を評価することができる。BSNR および ISNR の定義を次式に示す。

$$BSNR(t) = 10 \log_{10} \frac{\sum_{x,y \in R_E} \{g_H(x,y,t) - \overline{g_H(x,y,t)}\}^2}{\sum_{x,y \in R_E} \{Ns(x,y,t) - \overline{Ns(x,y,t)}\}^2} \quad (14)$$

$$Ns(x,y,t) = g_L(x,y,t) - g_H(x,y,t) \cdots \cdots \cdots (15)$$

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

ここに、 $Ns(x,y,t)$ は入力画像のノイズ成分にあたる原画像に加えたノイズであり、 $\overline{g_H(x,y,t)}$, $\overline{Ns(x,y,t)}$ はそれぞれ $g_H(x,y,t)$, $Ns(x,y,t)$ の平均値、 R_E は画像の評価領域である。

(a) 高線量画像 $g_H(x, y, t_0)$
(a) A high-dose X-ray image $g_H(x, y, t_0)$.

(b) 教師画像 $T_C(x, y, t_0)$
(b) A teaching image $T_C(x, y, t_0)$.

(c) 模擬低線量画像(入力画像) $g_L(x, y, t_0 - 4T)$ (d) 模擬低線量画像(人力画像) $g_L(x, y, t_0)$.
(c) A simulated low-dose X-ray image $g_L(x, y, t_0 - 4T)$. (d) A simulated low-dose X-ray image $g_L(x, y, t_0)$.

図 3 学習に用いた画像

Fig. 3. Images for training the NFST.

(a) AFAF の処理画像 (b) NFST の処理画像
(a) A processed image by the AFAF. (b) A processed image by the NFST.

図 4 フィルタ処理画像の比較

Fig. 4. Comparison of the proposed filter with the conventional filter.

また、画像中の対象物の動きに対する各フィルタの性能を定量的に比較するために、次式の MEF(Motion in Each Frame)を対象物の動きを評価する指標として定義する。

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

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

ここに、 N_E は評価領域 R_E の画素数、 W_{max} は濃度階調最大値である。

血管の全体を覆う領域を評価領域 R_E と設定し、各指標を測定した結果、入力画像の SN 比に相当する BSNR は平均 14.4dB、その標準偏差は 0.16dB となり、入力画像は 100 フレームにわたってほぼ一定の SN 比であった。SN 比の改善度である ISNR および MEF を図 5 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、NFST 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 5.4dB の改善度を有する。それと比較して AWAF は平均 2.9dB の改善度にとどまっております。NFST は全てのフレームにおいて AWAF よりも良い結果となっている。更に、血管のエッジ部の性能を調べるため、評価領域 R_E を、3 本ある血管の一番右の血管（前下行枝）の幹側の部分（主幹部）から中間部分にかけた主要な血管のエッジ部に設定し、ISNR を求めた。その結果、AWAF では、-1.2dB、NFST では、3.2dB となった。これらの結果より、NFST では、血管全体では 5.4dB 程度、血管のエッジ部では 3.2dB 程度の画質改善が達成されていることが分かる。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、NFST は画像中の血管の動きにさほど影響されず、対象の動きに対して堅固であることが分かる。

4. 実低線量画像による評価

<4.1> 画質評価 NFST はノイズモデルに基づき作成した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実低線量画像による評価が重要である。そこで、実際に低線量で撮影した X 線透視像により NFST の汎化能力を検証すると共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内、ここでは代表して心臓左冠動脈を比較的低線量の条件（58kV、1.6mA）にて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結果を図 6 に示す。図 6(a)、(b)は入力画像であり、冠動脈から出ている比較的細い血管枝、画像上方から冠動脈までの管（カテーテル）、2 本の太い血管の内の右の血管の先端部分が比較的早く動いている。(c)、(d)はそれぞれ AWAF、NFST の処理画像である。NFST では、血管の背景にある医用 X 線像特有のノイズが減少しており、ノイズに埋もれてい

た血管が見易くなっている。また、太い血管、細い血管共、辺縁の連続性が良く見易くなっている。AWAF では特に比較的細い血管枝などの動きが大きい部分がばけて確認できないが、NFST では明瞭であり、血管の辺縁の連続性も良好である。動画像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ため、その対比として見やすい画像であり、動きに堅固なフィルタであることが確認された。このことより、実際に低線量で撮影した画像においても従来のフィルタよりも性能が良く、十分な汎化能力を有することが分かった。

<4.2> 定量評価 各画像の画質の定量評価を行った。定量評価には、次式の SNR を用いた。

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\sigma_s^2}{\sigma_N^2} \cdots \cdots \cdots (19)$$

$$\sigma_s^2 = \frac{1}{N_s} \sum_{x,y \in R_s} \{g(x,y) - \overline{g_s(x,y)}\}^2 \cdots \cdots \cdots (20)$$

$$\sigma_N^2 = \frac{1}{N_N} \sum_{x,y \in R_N} \{g(x,y) - \overline{g_N(x,y)}\}^2 \cdots \cdots \cdots (21)$$

ここに、 R_s は信号の評価領域、 R_N はノイズの評価領域、 N_s は信号の評価領域の画素数、 N_N はノイズの評価領域の画素数、 $\overline{g_s(x,y)}$ は R_s 中の $g(x,y)$ の平均値、 $\overline{g_N(x,y)}$ は R_N 中の $g(x,y)$ の平均値である。

信号領域 R_s は診断上重要な関心領域として比較的動きの大きい血管枝、 R_N はその背景の平坦な領域を選んだ。定量評価の結果を表 1 に示す。AWAF では入力画像に対して 0.4dB の改善にとどまっているが、NFST では約 4dB の改善をしており、従来のフィルタに比べ画質改善能力が高く、十分な汎化能力を有することが定量的に示された。

更に、NFST を用いることにより、AWAF に比べてどれだけ線量低減できる可能性があるかを定量的に算出する。単純な量子ノイズのみが画像に含まれるノイズであると近似して扱うことにより、先に求めた SNR より次式の線量低減率を求めることができる⁽²³⁾。

$$RRD = 1 - \left[10^{-\frac{(SNR_p - SNR_i) - (ISNR_c - SNR_i)}{10}} \right]^2 \cdots \cdots \cdots (22)$$

ここに、 SNR_p 、 SNR_c 、 SNR_i はそれぞれ提案手法の出力画像の SNR、従来手法の出力画像の SNR、入力画像の SNR である。

線量低減率 RRD は、従来手法に対する提案手法により低減できる線量の割合を表している。表 1 の SNR より RRD を求めた結果、 $RRD=81.5\%$ となり、NFST を用いることにより、AWAF よりも 81.5%の線量を低減することが可能であるといえる。

図 5 SN 比の改善度による各フィルタの比較評価

Fig. 5. Comparative evaluation of image quality between the proposed filter and the conventional filter in terms of the improvement in signal-to-noise ratio.

図 6 実低線量画像によるフィルタ処理画像の比較 (未学習画像)

Fig. 6. Comparison of the proposed filter with the conventional filter in filtering real low-dose X-ray images of a left coronary artery.

表 1 各画像の画質の定量評価

Table 1. Quantitative evaluation of image quality between the proposed filter and the conventional filter.

	SNR [dB]
入力画像	6.60
AWAFの処理画像	7.01
NFSTの処理画像	10.67

5. むすび

本論文では、時空間情報を直接入力とするニューラルフィルタを提案し、医用 X 線動画画像に特有なノイズを低減することによる画質改善を行った。医用 X 線撮影装置により得られる X 線動画画像におけるノイズモデルを定式化し、低線量で得られる X 線透視像に混入される特有のノイズを低減するための入力画像と教師画像の作成方法を提案した。心臓冠動脈の X 線動画画像に対して NFST の学習を行い、処理画像の画質を従来型の動画画像処理フィルタと比較評価した。その結果、従来のフィルタが得意な、ノイズに埋もれた比較的細い血管が早く動いた場合でも、その血管を明確に確認できる画質が得られ、対象の動きに対する堅固さ、血管辺縁の連続性、血管の立体感の観点で優れた動画画像処理フィルタであることを示した。未学習フレームにおいても学習フレームと同等の画質改善が行え、全てのフレームにおいて、従来のフィルタより 2.5dB 程度高い SN 比の改善が行え、高い画質改善能力を持つことを定量的に示し、画像中の対象物の動きに対して堅固であることを明らかにした。更に、疑似低線量画像にて学習した NFST を実際に低線量で撮影した実低線量画像に適用し、定量的な比較評価を行った結果、従来のフィルタよりも 3.5dB 程高い SN 比の改善が行え、実低線量画像においても従来のフィルタよりも優れた画質改善能力を持ち、十分な汎化能力を有することを示した。更に、NFST を用いることにより従来のフィルタに比べて 81.5%の線量を低減できる可能性があることを示した。この NFST の応用により、正確かつ信頼性の高い診断および治療が行えるだけでなく、集団検診における被検者への社会的被曝量の低減や術者への蓄積被曝量の低減が行えると期待できる。

今後の課題として、NFST の入力層及び中間層ニューロン数などの構造最適化技術の開発、リアルタイム処理のためのハード化があげられる。

謝辞 本研究の機会を与えて下さった(株)日立メディコ 小野邦男顧問、井原廣一技師長(現在 国際医療福祉大学)、御支援下さった同社 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、鈴木克巳技師、菅野修二企画員、同社中部サービス部吉田孝課長(現在 静岡サービス部)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)(課題番号 10750302)の支援による。
(平成 10 年 8 月 12 日受付, 平成 11 年 3 月 15 日再受付)

文献

- (1) 丸山隆司: “医療被ばくの頻度と実効線量,” 放射線科学, vol. 38, no. 9, pp. 317-324 (1995)
- (2) 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)
- (3) M. K. Ozkan, M. I. Sezan, and A. M. Tekalp: “Adaptive motion-compensated filtering of noisy image sequences,” IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology, vol. 3, no. 4, pp. 277-290 (1993-8)
- (4) E. Dubois and S. Sabri: “Noise reduction in image sequences using motion-compensated temporal filtering,” IEEE Trans. Comm., vol. 32, pp. 826-821 (1984-7)
- (5) M. K. Ozkan, A. T. Erdem, M. I. Sezan, and A. M. Tekalp: “Efficient multiframe Wiener restoration of blurred and noisy image sequences,” IEEE Trans. Image Process., vol. 1, pp. 453-476 (1992-10)
- (6) C. L. Chan, A. K. Katsaggelos, and A. V. Sahakian: “Image sequence filtering in quantum-limited noise with applications to low-dose fluoroscopy,” IEEE Trans. Med. Imag., vol. 12, no. 3, pp. 610-621 (1993-3)
- (7) R. Aufrichtig, and D. L. Wilson: “X-ray fluoroscopy spatio-temporal filtering with object detection,” IEEE Trans Med. Imag., vol. 14, no. 4, pp.733-746 (1995-4)
- (8) J. C. Brailean, R. P. Kleihorst, S. Efstratiadis, A. K. Katsaggelos, and R. L. Lagendijk: “Noise reduction filters for dynamic image sequences: A review,” Proc. IEEE, vol. 83, no. 9, pp. 1270-1292 (1995-9)
- (9) 吉村宏紀, 清水忠昭, 井須尚紀, 菅田一博: “砂時計型ニューラルネットワークを用いた雑音除去フィルタの構成,” 電学論 C, vol. 117, no. 10, pp. 1498-1505 (1997-10)
- (10) 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,” 信学論 A, vol. J74-A, no. 3, pp. 421-429 (1991-3)
- (11) 荒川薫, 山川浩二, 小山美津夫: “非線形関数の最適化を伴うニューラルネット型フィルタ,” 信学論 A, vol. J78-A, no. 2, pp. 151-160 (1995-2)
- (12) 棟安実治, 前田隆宏, 雛元孝夫: “階層型メディアンフィルタと適応窓を用いた 2 次元ニューラルハイブリッドフィルタ,” 信学論 A, vol. J78-A, no. 12, pp. 1558-1565 (1995-12)
- (13) 田口亮, 棟安実治, 雛元孝夫: “メディアンニュー

- ーラルハイブリッド (MNNH) フィルタの提案, ” 信学論 A, vol. J79-A, no. 11, pp. 1817-1825 (1996-11)
- (14) 瀬戸篤志, 大塚和弘, 石井六哉: ” ニューラルネットワークを用いた劣化画像の復元法, ” 信学論 D-II, vol. J80-D-II, no. 5, pp. 1276-1285 (1997-5)
- (15) 棟安実治, 山本一成, 雛元孝夫: ” 階層形ニューラルネットワークとホップフィールドネットワークを用いた画像復元, ” 信学論 A, vol. J77-A, no. 10, pp. 1355-1364 (1994-10)
- (16) L. Yin, J. Astola, and Y. Neuvo: ”A new class of nonlinear filters - neural filters,” IEEE Trans. Signal Processing, vol. 41, no. 3, pp. 1201-1222 (1993-3)
- (17) H. Kong and L. Guan: ”A neural network adaptive filter for the removal of impulse noise in digital images,” Neural Networks, vol. 9, no. 3, pp. 373-378 (1996-3)
- (18) Z. Z. Zhang and N. Ansari: ”Structure and properties of generalized adaptive neural filters for signal enhancement,” IEEE Trans. Neural Network, vol. 7, no. 4, pp. 857-868 (1996-7)
- (19) A. Asano, K. Itoh, and Y. Ichioka: ”Optimization of the weighted median filter by learning,” Optics Letters, vol. 16, no. 3 (1991-2)
- (20) L. Yin, J. Astola, and Y. Neuvo: ”Adaptive multistage weighted order statistic filters based on the back propagation algorithm,” IEEE Trans. Signal Processing, vol. 42, no. 2, pp. 419-422 (1994-2)
- (21) 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, ” 情処学論, vol. 36, no. 3, pp. 627-635 (1995-3)
- (22) A. Macovski, Medical Imaging Systems, Englewood Cliffs, PrenticeHall, NJ (1983)
- (23) 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)
- (24) 吉田興夫, 木内雄二: ”ビジコンの容量性残像の計算, ” テレビ誌, vol. 24, no. 1, pp. 20-28 (1970-1)
- (25) F. Takahashi, K. Ishikawa, T. Taniguchi, K. Koike, H. Kato, K. Sekimoto, T. Ishikawa, and K. Ushio: ”Development of a high definition real-time digital radiography system using a 4 million pixels CCD camera,” Proc. SPIE Medical Imaging, San Jose, CA, USA, vol. 3032, pp. 364-375 (1997-2)
- (26) D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams: ”Learning internal representations by error propagation,” in Parallel Distributed Processing, pp. 318-362, M.I.T. Press (1986)
- (27) M. R. Banham and A. K. Katsaggelos: ”Digital image restoration,” IEEE Signal Processing Magazine, vol. 14, no. 2, pp. 24-41 (1997-3)

鈴木 賢治

器学会, 日本神経回路学会, IEEE の会員。

林 達也

(正員) 1968 年生。1993 年名城大学大学院工学研究科電気電子工学専攻修士課程修了。同年 (株) 日立メディコ入社。1997 年愛知県立大学助手。現在, 情報科学部助手。医用画像処理・認識, 学習型情報処理の研究に従事。電子情報通信学会, 情報処理学会, 日本循環

器学会 (非会員) 1970 年生。1995 年名城大学大学院理工学研究科電気電子工学専攻修士課程修了。同年 (株) 日立メディコ入社。現在, 超音波設計部。電子走査超音波断層装置の設計・開発に従事。電子情報通信学会, 日本 ME 学会の会員。

池田 重之

学会の会員。

堀場 勇夫

日本医用画像工学会, 日本循環器学会等の会員。

杉江 昇

計測自動制御学会, ロボット学会, IEEE 等の会員。

南木 道生

に從事。医博。日本循環器学会, 日本内科学会等の会員。

(非会員) 1931 年生。1957 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。1970 年バイオニクス研究室長。1978 年視覚情報研究室長。1979 年名古屋大学大学院工学研究科情報工学専攻教授。

1994 年名城大学理工学部電気電子工学科教授。バイオニクス, コンピュータビジョン, 自然言語処理などの研究に従事。工博。電子情報通信学会,

大学医学部卒業。同年静岡済生会病院。1979 年名古屋大学医学部第 3 内科循環器研究室。1982 年国立循環器病センター心血管内科スタッフ。1985 年中部労災病院内科。現在, 第 2 内科部長。心臓, 血管疾患の診療, 臨床研究