

# 局所選択型ニューラルフィルタによる MR 像の画質改善

寺本 篤 司<sup>†,☆</sup> 堀場 勇 夫<sup>†,☆☆</sup>  
杉江 昇<sup>†</sup> 原田 潤 太<sup>††</sup>

本論文では、MRI 画像における画質改善のためのフィルタ手法として、各画素に対し処理特性の異なる複数のニューラルフィルタのいずれかを、クラスタリング能力に優れるニューラルネットワークにて局所的かつ選択的に適用する、局所選択型ニューラルフィルタを提案する。本手法を、高画質像に対して疑似的に雑音を付加したシミュレーション画像と、実際の MRI 装置より得られた低画質像に適用した結果、エッジの鮮鋭度を低下させることなく雑音を軽減できることを示した。また、従来のニューラルフィルタや非線形フィルタに比べて、学習画像および未学習画像に対する画質改善能力に優れることを示した。

## Improvement of MR Image Quality Using Locally Selective Neural Filter

ATSUSHI TERAMOTO,<sup>†,☆</sup> ISAO HORIBA,<sup>†,☆☆</sup> NOBORU SUGIE<sup>†</sup>  
and JUNTA HARADA<sup>††</sup>

In this paper, a new filter for image restoration in MR images is proposed. The filter embodies several neural filters, and selects a proper one locally and adaptively. As a means of selection of neural filter, a multilayer perceptron type neural network is employed. Each neural filter is designed to have a specific characteristics of its own. In the experiments, MR images are applied to the proposed filter as well as conventional filters. Experimental results are presented to demonstrate the advantageous performance of the proposed method over conventional filters.

### 1. ま え が き

水素原子核の核磁気共鳴現象を用いて断層像を得る MRI 装置は、組織コントラスト特性に優れ、また任意断面の撮像が可能であるため、臨床で広く用いられている。さらに、MRI 装置では同一断層面を複数回撮像しそれらを累積加算すれば信号の S/N を容易に向上させることができるため、他の装置では難しい組織の微小異変の詳細診断を行うことができる<sup>1)</sup>。

しかし、加算回数が増加すると 1 断面あたりの撮像時間が増加し、その間の体動によりばけが発生するた

め累積加算を実施できる部位は限定される。また最近では MRI を画像診断的利用だけでなく治療時にオンラインで使用する Interventional-MRI が注目されている。このような治療中の利用では短時間撮像が必要不可欠であるが、短時間撮像のために加算回数を減少させれば十分な画質を得ることができない。そのようなことから臨床の場では、より少ない加算回数で高画質を得る技術の開発が強く望まれている。

本論文はこの要求に応えるために、加算回数が少なく低画質な MR 像の画質改善について記したものである。

MR 像の画質改善について、これまでにも様々な報告がなされている。板垣<sup>2)</sup>は、MR 像に含まれる雑音の性質を明らかにし、雑音がスパイク状である性質を利用したフィルタ手法を提案した。また、木戸<sup>3)</sup>は、物体の方向成分を検出し、エッジ方向に沿った平滑化を行う方向依存型フィルタを提案した。これらのフィルタはエッジなどを保存しながら平滑化することで非常に見やすい画像が得られるが、細かい信号成分も雑音と見なされて除去される。これは、統計的あるいは

† 名城大学理工学部

Faculty of Science and Technology, Meijo University

☆ 現在、名古屋電機工業株式会社

Presently with Nagoya Electric Works Co., Ltd.

☆☆ 現在、愛知県立大学情報科学部情報システム学科

Presently with Faculty of Information Science and Technology, Aichi Prefectural University

†† 東京慈恵会医科大学附属柏病院放射線部

Department of Radiology, Jikei University of Medicine, Kashiwa Hospital

幾何学的な観点から間接的に理想信号に近付けていることに起因するものであり、これは雑音のモデル化ならびにフィルタ設計の限界であり、理想信号を用いない非学習型フィルタの限界であるともいえる。

そこで、本論文ではニューラルネットワーク (Neural Network: 以下 NN) を用いた学習型のフィルタであるニューラルフィルタ (Neural Filter: 以下 NF) に注目する<sup>4)~8)</sup>。NF は入力画像に対応した高画質な教師画像を用意し、入力画像がフィルタ処理により教師画像に近づくように学習を行う。NF はその学習能力ならびに汎化能力により、教師画像に近い画質を得ることができ、また画像ごとにフィルタパラメータの再設定が不要であるなど知的処理が実現できる。

しかし NF の学習能力には限界があり、複雑な処理課題を与えたときに学習能力が大幅に低下することが報告されている<sup>7)</sup>。特に画像中の信号成分を保存しながら雑音成分のみを軽減することは、非常に非線形性の高い処理であり、単一の NF では能力不足になりやすい。

そこで本論文では、特徴の異なる複数の NF をクラスタリング能力に優れた NN を用いて局所的かつ選択的に適用する局所選択型ニューラルフィルタ (Locally selective neural filter: 以下 LSNF) を新規に提案する。本手法は、従来手法では単一の NF で行っていた処理を複数の NF で分担処理することで、高次のフィルタ処理能力を得ようとするものである。

## 2. 局所選択型ニューラルフィルタ

図 1 に LSNF のフィルタ構成を示す、LSNF は 2 段構成のフィルタであり、初段のフィルタ特性の異なる  $N_s$  個の NF で構成された副フィルタと、次段の最適なフィルタを選択適用する副フィルタ統合部からなる。

### 2.1 副フィルタ

副フィルタは図 2 に示すように、3 層階層型 NN で構成された NF を用いる。NN の各ユニットにおける応答関数はそれぞれ恒等関数、シグモイド関数、恒等関数であり、学習則にはバックプロパゲーション法<sup>4)</sup>を用いる。ここで、NF は与えられた学習パターンの中でその入出力関係を構築するため、NF のフィルタ特性は与える学習パターンの持つ特徴に大きく依存する。ここではこの性質に着目して、画像の濃度勾配の大きさを基準にして学習データの特徴付けを行うことで、副フィルタを特徴付ける。たとえば、平坦な部分の処理に特化した副フィルタを作成する場合、濃度勾配の小さい箇所画素を学習データとして採用する。

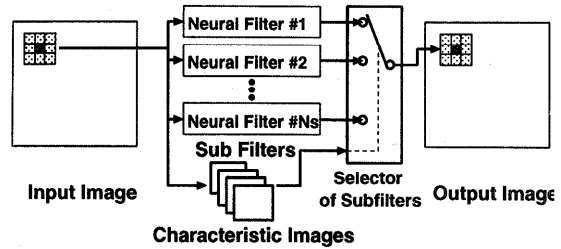


図 1 LSNF 構成図  
Fig. 1 Structure of LSNF.

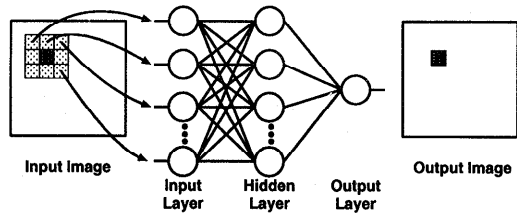


図 2 副フィルタ構造  
Fig. 2 Structure of subfilter.

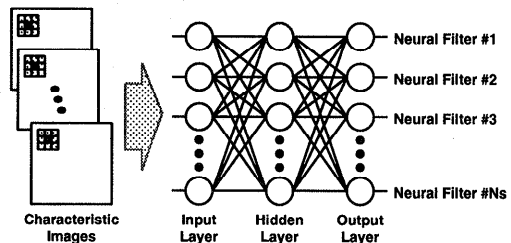
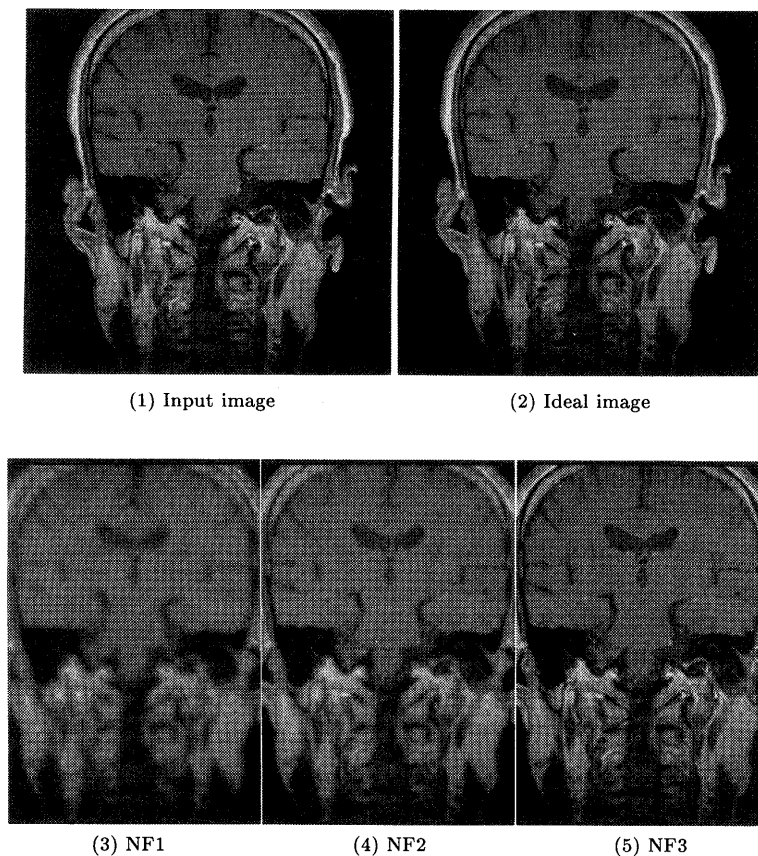


図 3 副フィルタ統合用 NN  
Fig. 3 Neural Network for subfilter selection.

同様にエッジ部の処理に特化した副フィルタを作成する場合、濃度勾配の大きい箇所画素を学習データとして使用する。

### 2.2 副フィルタ統合部

副フィルタ統合部では画像の局所的な特徴に基づき、最適な副フィルタの選択適用を行う。本手法ではこの選択適用に NN を利用することで、一般的なアルゴリズムで記述した評価関数による選択では難しい非線形な選択適用を期待する。副フィルタ統合用 NN の構造は図 3 に示すような、中間層を 1 層持つ 3 層階層型 NN であり、中間層、出力層の応答関数はともにシグモイド関数である。副フィルタ統合用 NN は入力画像中の局所領域の持つ特徴に基づき最適なフィルタを選択するために、原画像より複数の特徴量画像を求め、その多次元特徴量画像の注目画素近傍の値を入力情報として与えることにより、出力層よりフィルタ適用情報が得られる。また、ここで使用する多次元特徴量画



(1) Input image

(2) Ideal image

(3) NF1

(4) NF2

(5) NF3

図4 副フィルタ処理結果

Fig. 4 Filtered images from subfilters.

像は情報の冗長性を排除するために、入力画像より求めた濃度勾配などの複数の特徴量画像を主成分として得られた主成分画像を使用する<sup>9),10)</sup>。さらに、副フィルタの適用は、各々の副フィルタに割り当てられた出力層の発火強度に応じて副フィルタの出力を加重適用することにより行う。

### 3. シミュレーション画像を用いた検証結果

本提案手法をMR像に適用し、従来のNFならびに非線形フィルタと比較しながら検証を行う。ここでは、撮像中の体動などの影響を排除し、撮像時の加算回数が信号のS/Nに与える影響のみに限定して手法の検証を行うため、多加算の高画質画像に対して疑似的に雑音を付加した画像を入力画像とし、多加算の画像を教師画像としてLSNFの学習を行い、入力画像がどれだけ教師画像に近づくか検証を行う。

#### 3.1 副フィルタ処理結果

まず、副フィルタを作成する。ここでは3つの副フィルタを設け、それぞれNF1~NF3とする。表1

表1 副フィルタで使用するパラメータ  
Table 1 Parameters of NN for subfilters.

	NF1	NF2	NF3
濃度勾配	0~70	70~150	150~
NFユニット数	入力層 49, 中間層 25, 出力層 1		
シグモイド関数の傾き	1.0		
学習係数	0.003		
学習回数	40000		
学習パターン数	1000	3000	6000

は、NF1~NF3の学習に使用するパラメータならびにそれぞれの副フィルタが学習する濃度勾配の範囲を示したものである。なお、表中に示した濃度勾配は、教師画像にて算出したものであり、副フィルタには注目画素近傍7×7の正方領域の濃度値を入力する。

図4(1),(2)に入力画像、教師画像を示し、副フィルタ処理画像を同図(3)~(5)に示す。平坦部を学習したNF1はエッジは欠落しているが平坦部の滑らかさは優れており、エッジ部分を学習したNF3は雑音低減効果は低いですがエッジ保存能力に優れていることが分

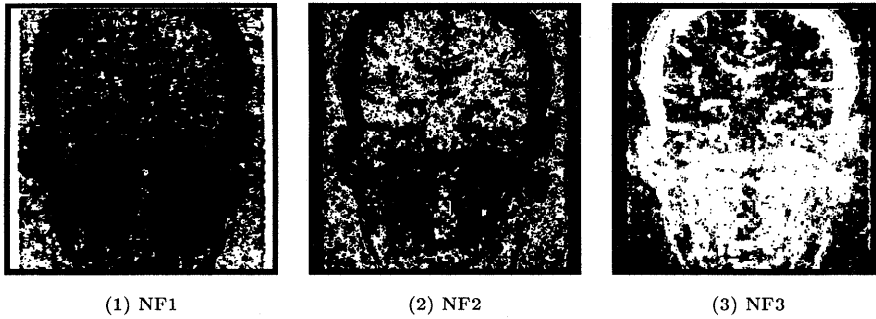


図 5 副フィルタ適用マップ  
Fig. 5 Selection map of subfilters.

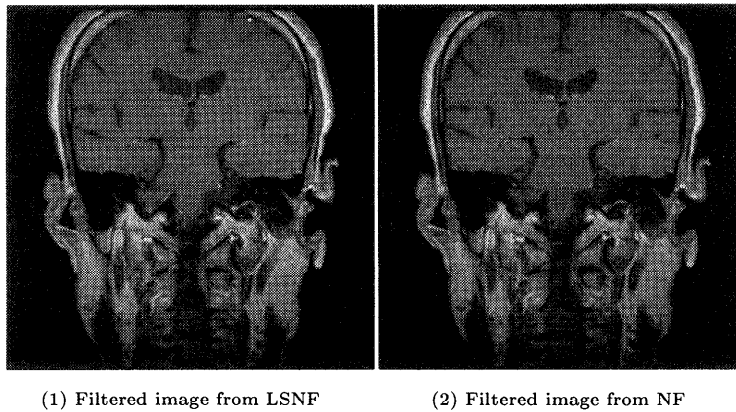


図 6 フィルタ処理結果  
Fig. 6 Filtered images from LSNF and NF.

かる。

### 3.2 副フィルタ統合部処理結果

次に、副フィルタ統合部の処理を行う。まず副フィルタ統合用 NN への入力情報である主成分画像を作成する。入力画像から注目画素の濃度値、局所領域の最大濃度値、最小濃度値、濃度勾配、濃度値の標準偏差、4 方向のエッジ強度の 9 種類の特徴量を求めて主成分分析を行う。その結果、4 次元の主成分空間で元の 9 次元情報の 97% を表現できることが分かった。そして得られた 4 次元の主成分空間で理想画像に最も距離の近い副フィルタを選択する。図 5 (1)~(3) に各々の副フィルタが適用された部分を白い画素で示す。

次に、副フィルタ統合用 NN の学習パラメータを表 2 に示す。なお副フィルタ統合用 NN には 4 次元主成分画像の注目画素近傍の  $3 \times 3$  の矩形領域内の値を入力するため、入力層ユニット数は 36 となった。図 5 の適用情報を用いて学習し、副フィルタを選択適用した LSNF 処理画像を図 6 (1) に示す。

また従来の単一 NF で LSNF と同一条件にてフィルタ処理した結果を同図 (2) に示す。図 6 (1) より LSNF

表 2 副フィルタ統合用 NN で使用するパラメータ  
Table 2 Parameters of NN for subfilter selection.

NF ユニット数	入力層 36, 中間層 36, 出力層 3
シグモイド関数の傾き	1.0
学習係数	0.0001
学習パターン数	10000
学習回数	40000

処理結果はエッジ部の鮮鋭度を保持しながら平坦部の雑音を大幅に軽減できていることが分かる。次に同図 (1) と (2) を雑音低減能力の観点から比較すると、LSNF は従来の NF に比べ雑音低減能力に優れることが分かる。

### 3.3 従来の非線形フィルタとの比較

次に従来の非線形フィルタと比較するため、メディアンフィルタ (以下 MF) と方向依存型フィルタ (以下 DAF) で処理した結果をそれぞれ図 7 (1), (2) に示す。同図と LSNF 処理画像を比較すると、MF 処理画像は細かな情報が大幅に欠落しており、臨床での使用には耐ええない。また DAF 処理画像は非常に見やすい画像となっているが、平坦部の雑音の局所的な



(1) Filtered image from MF

(2) Filtered image from DAF

図7 従来の非線形フィルタ処理結果

Fig. 7 Filtered image from conventional filters.

とまりに対しても直線を当てはめるため、入力画像にはない模様が現れており、臨床での使用には注意しなければならない。一方 LSNF は理想画像に近付けるようにフィルタの学習を行うため、非線形フィルタに見られるような癖は生じず、原画像の情報を活かした処理が実現されている。

### 3.4 未学習画像の処理結果

次に、未学習の画像に対してフィルタ処理を行う。図8(1), (2)に入力画像、理想画像を示し、各種フィルタで処理した画像を同図(3)~(6)に示す。未学習画像に適用した場合でも学習画像と同様の画質が得られ、中でも LSNF は雑音低減能力が最も高いことが分かる。

### 3.5 画質の定量評価

次に、画質を定量評価するための評価関数を定義し、従来手法と提案手法の比較評価を行う。まず被評価信号を  $evl(x, y)$ 、理想信号を  $ideal(x, y)$  として以下の評価関数を定義する。なお  $N$  は評価する画像のマトリクスサイズである。

#### ● 平均絶対値誤差 MAE

理想信号と評価信号の間の絶対値誤差の平均値を評価する MAE を次式で定義する。

$$MAE = \frac{\sum_y \sum_x |ideal(x, y) - evl(x, y)|}{N \times N} \quad (1)$$

#### ● SNR

理想信号の大きさを  $S$ 、理想信号と評価信号の間の誤差を  $N$  としたとき、画像の S/N を表す評価関数 SNR を次式で定義する。

表3 学習画像の評価結果

Table 3 Evaluation results in learning image.

	MAE [%]	SNR [dB]
入力画像	1.64	22.24
メディアンフィルタ	2.52	15.80
方向依存型フィルタ	1.32	24.04
単一-NF	1.32	23.60
LSNF	1.09	25.45

表4 未学習画像の評価結果

Table 4 Evaluation results in non-learning image.

	MAE [%]	SNR [dB]
入力画像	1.64	23.17
メディアンフィルタ	2.66	16.11
方向依存型フィルタ	1.32	24.96
単一-NF	1.57	21.35
LSNF	1.12	26.06

SNR =

$$10 \log \frac{\sum_y \sum_x ideal(x, y)^2}{\sum_y \sum_x (ideal(x, y) - evl(x, y))^2} \quad [\text{dB}] \quad (2)$$

以上の評価関数を用いて学習画像ならびに未学習画像の定量評価を行った結果を表3, 4に示す。結果より、従来の単一-NFは未学習画像においてSNRの大幅な低下が認められる。一方、LSNFは学習画像、未学習画像ともに入力画像に比べ約3dBのS/N改善がなされており、他の手法に対する優位性が認められる。

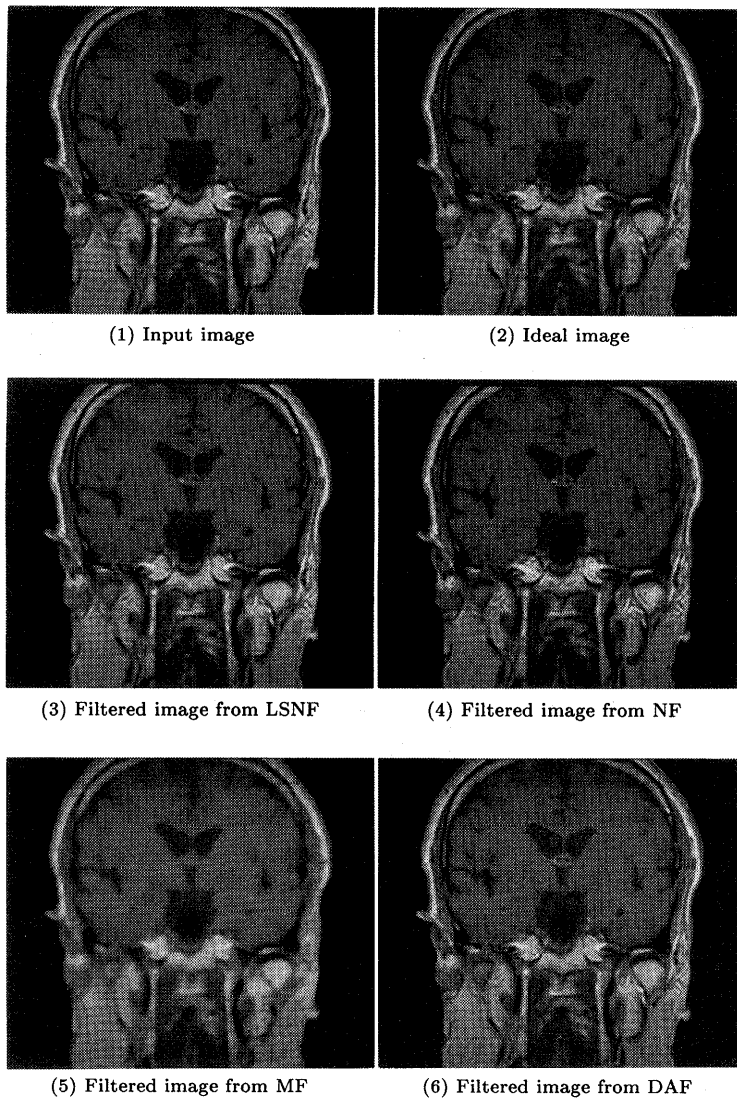


図 8 未学習画像処理結果

Fig. 8 Filtered images of non-learning image.

#### 4. 実画像を用いた検証結果

次に実際の装置で累積加算を行わずに撮像された像を入力画像、16回の累積加算を行った高画質画像を理想画像として LSNF ならびに従来の非線形フィルタで処理を行う。処理で使用するパラメータは前章のシミュレーション画像での検証と同一のものを使用した。図 9 (1)~(4) に入力画像、理想画像、LSNF 処理画像ならびに DAF 処理画像を示す。

得られた画像の放射線技師および MRI 装置の研究開発に携わる技術者 6 人による評価の結果、LSNF 処理画像は入力画像に比べ高 S/N でかつ自然な処理が

行われており、LSNF 処理画像と DAF 処理画像を比較した場合、LSNF 処理画像は細かな成分が保存されており、DAF に比べ自然な画質が得られていることが明らかとなった。

さらに、筆者による臨床学的な見地から画質評価を行った結果、LSNF、DAF ともに入力画像より雑音が少なくはるかに観察しやすい画像になっているが、組織輪郭の滑らかさという観点から評価した場合は DAF の方が優れるとの評価が得られた。この原因としては、従来手法である DAF がエッジを保存または作成するといったラインの方向性に特化した処理を行うのに対し、LSNF はエッジの方向性を評価せず等方

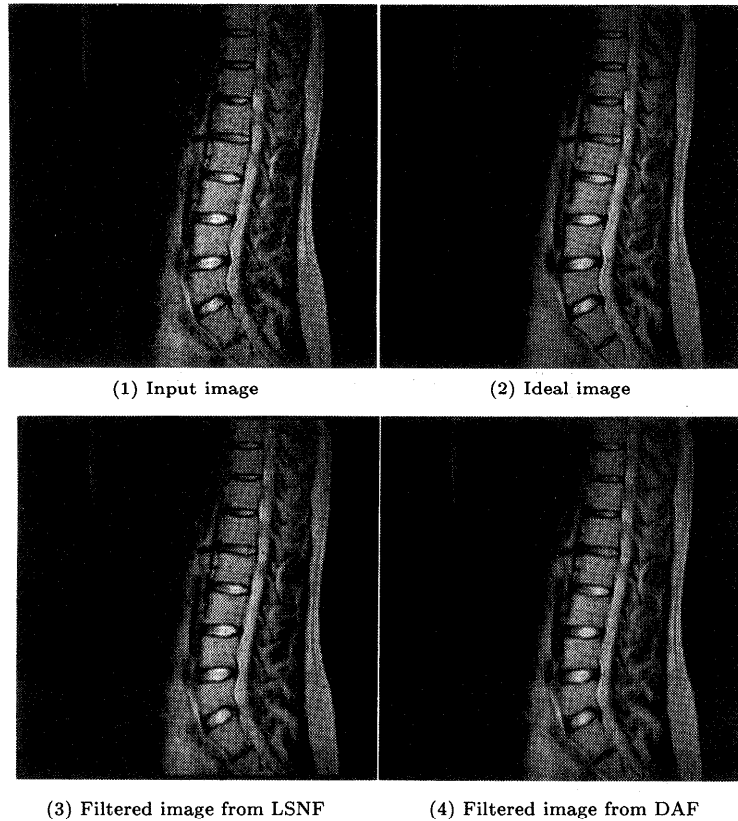


図9 実画像を用いた処理結果

Fig. 9 Filtered images using a actual MR image.

性の処理を行っていることが考えられる。

ここで、DAFのようにラインの方向性に特化した処理を行うフィルタより得られる画質は対象となる画像の性質に依存し、今回用いたような比較的単純な構造物に対しては非常に高い能力を発揮する。しかしながら膝の骨構造のように細かな凹凸が存在する部分に対しては方向性が保証されない。そこで追試として脊椎画像で用いたフィルタパラメータを用いて膝部MR画像をフィルタ処理した結果を図10に示す。

同図(3)のDAF処理画像では骨内で局所的なまとまりのある方向に沿って平滑化されるため、入力画像にはない直線状の模様が観察されるが、(3)のLSNF処理画像は膝の骨構造の表現が自然であり、また小振幅の雑音成分が選択的に平滑化されておりLSNFの汎化能力が高いことが分かる。

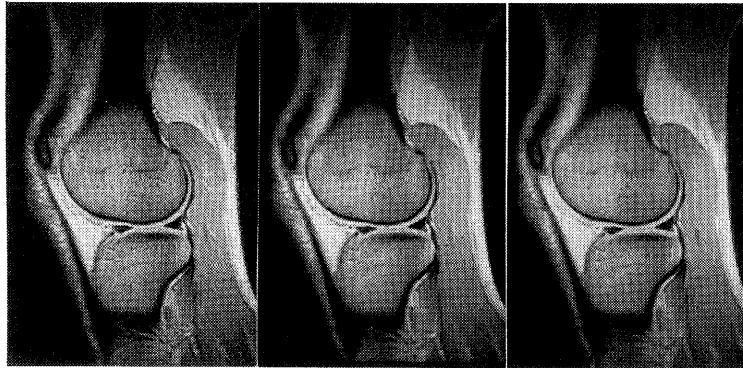
以上の検証から、NNを多重に利用した本手法は、学習能力、汎化能力ともに優れ、画像の特徴に依存しない柔軟な処理を実現できることが分かった。

## 5. ま と め

本論文では、撮影の短時間化、高画質化への要求が高いMR像の画質改善手法として新たに局所選択型ニューラルフィルタを提案した。本手法は、特徴の異なる複数のNFを、クラスタリング能力に優れるNNで局所的かつ選択的に適用するものである。またフィルタ選択を行う際の入力情報として多次元特徴量を用いることで、より高次のフィルタ適用を目指した。

本手法を、高画質像に対して疑似的に雑音を付加したシミュレーション画像と、実際のMRI装置より得られた低画質像に適用した結果、エッジの鮮鋭度を低下させることなく雑音を軽減できることが分かった。また、定量評価においても従来のニューラルフィルタや非線形フィルタに比べて良好な結果が得られた。

これまでの非線形フィルタは、画像中の何らかの特徴に着目して設計されてきたが、それらは画像のあらゆる特徴を考慮して設計されてはいないので、必ず得手不得手が存在していた。本手法はニューラルネットワークを多重に利用した学習型のフィルタであるため、



(1) Input image (2) Filtered image from LSNF (3) Filtered image from DAF

図10 膝部MR画像を用いた処理結果

Fig. 10 Filtered images of knee MR image.

画像の特徴に依存しない柔軟なフィルタ処理が期待でき、本論文ではその可能性を示した。

臨床評価において、組織輪郭の滑らかさが不十分であるとの評価が得られたが、これについては今後、エッジの滑らかさ等を評価する特徴量を導入するなど、手法の改良を行う予定である。また今後は3次元画像への適用を検討する必要がある。

謝辞 本研究を進めるにあたり、MRI画像の提供および画質評価にご協力いただいた(株)日立メディコ技術研究所清水博道主任技師、同社MR設計部竹内博幸主任技師、渡部滋主任技師、同社アプリケーショングループ森分周子氏、松本氏、佐々木多恵子氏に深く感謝致します。なお本研究は、学術フロンティア「量子情報論からの生命への接近」の支援を得て行われた。

## 参考文献

- 岡部哲夫, 爪谷富三: 医用画像工学, 医歯薬出版, pp.121-137 (1997).
- 板垣秀信: 適応型非線形フィルタを用いたNMR画像の画質改善, 信学論(D-II), Vol.J72-D-II, No.10, pp.1730-1736 (1989).
- 木戸邦彦, 田口順一, 佐野耕一: 方向依存性フィルタを用いたMRI画像の画質改善, 信学論(D-II), Vol.J72-D-II, No.8, pp.1347-1353 (1996).
- 麻生英樹: ニューラルネットワーク情報処理, 産業図書(1988).
- Yin, L., Astola, J. and Neuvo, Y.: A new class of nonlinear filter-neural filters, *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol.41, No.3, pp.1201-1222 (1993).
- Zhang, Z.Z. and Ansari, N.: Structure and Properties of Generalized Adaptive Neural Fil-

ters for Signal Enhancement, *IEEE Trans. Neural networks*, Vol.7, No.4 (1996).

- 堂下晃広, 藤田広志, 津坂昌利: ニューラルネットワークによる医用X線画像処理法の基礎的研究: ボケ画像の回復, 医用画像情報学会誌, Vol.10, No.3 (1993).
- 荒川 薫, 原島 博: バックプロパゲーションによる階層型ニューラル非線形フィルタの設計, 信学論(A), Vol.J64-A, No.3, pp.421-429 (1991).
- 田中 豊, 垂水共之: 統計解析ハンドブック・多変量解析, 共立出版(1995).
- 鈴木義一郎: 情報量基準による統計解析入門, 講談社サイエンティフィク(1995).

(平成10年4月13日受付)

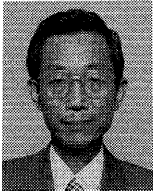
(平成10年9月7日採録)



寺本 篤司 (正会員)

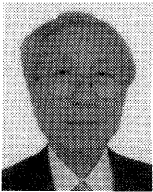
平成8年名城大学工学部電気電子工学科卒業。平成10年同大学院電気電子工学専攻修士課程修了。同年名古屋電機工業(株)入社。同オプトエレクトロニクス事業部にてX線検査装置の研究開発に従事。電子情報通信学会, 日本神経回路学会会員。





**堀場 勇夫 (正会員)**

昭和 49 年名古屋大学工学部電気工学科卒業。同年 (株)日立メデイコ入社。昭和 62 年名城大学理工学部電気電子講師。平成 3 年同助教授。平成 10 年愛知県立大学情報科学部情報システム学科教授、現在に至る。工学博士。交通系における画像処理応用。生体情報の計測および医用画像処理に関する研究に従事。電子情報通信学会, 日本エム・イー学会, 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 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および同大学大型計算機センター長併任。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, 自然言語処理などの研究に従事。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, テレビジョン学会, 日本神経回路学会, IEEE 等会員。



**原田 潤太 (正会員)**

昭和 49 年岩手医科大学医学部卒。昭和 51 年東京慈恵会医科大学放射線医学教室助手。昭和 59 年同講師。昭和 62 年東京慈恵会医科大学附属柏病院放射線科診療科長。平成 3 年東京慈恵会医科大学放射線医学教室助教授。平成 8 年東京慈恵会医科大学附属柏病院放射線部副部長、現在に至る。日本医学放射線学会, 日本磁気共鳴学会, 日本乳癌学会, 日本血管像影・IVR 学会, 日本画像医学会各会員。