

영상복원용 신경희로망 필터의 최적화 알고리즘 구현

이 배 호[†] · 문 병 진^{††}

요 약

복원 영상은 원 영상에 비해 항상 왜곡 및 잡음 요소가 첨가되는 경향이 있다. 영상 복원에서는, 변형 요소를 포함한 영상의 잡음, 또는 왜곡 정보를 교정하여 복원 영상의 품질을 향상시키고, 원 영상에 가장 근접한 값으로 표현하여야 한다.

영상 복원을 위한 공간 필터 중에서 선형 필터는 쉽게 구현될 수 있고, 가우시안 잡음 제거율이 높다는 장점이 있지만, 얼룩이나 임펄스 잡음 제거에 대해서는 좋지 않은 성능을 보이기 때문에, 이러한 단점을 보완할 수 있는 비선형 필터 알고리즘으로 본 논문에서는 적응성 다단계 최적화 필터(OAMF: optimal adaptive multistage filter)라는 영상복원 공간 필터를 제안하였다. 적응성 다단계 최적화 필터는 영상 복원에서 필터링 시간 감소, 잡음 제거율 증가 그리고 외곽선 정보의 보존률 증가 등을 목적으로 역전파 학습 알고리즘의 가중치 학습법을 기반으로 적응성 다단계 필터(AMF)를 최적화한 것이다. 본 논문에서 제시한 영상 복원 공간필터가 기존의 다른 필터들에 비해 임펄스 잡음 제거와 외곽선 정보 보존 기능, 가우시안 잡음 제거 능력 등이 향상됨을 시뮬레이션 결과로 입증하였다.

Implementation of Neural Filter Optimal Algorithms for Image Restoration

Bae-Ho Lee[†] · Byoung-Jin Moon^{††}

ABSTRACT

Restored image is always lower quality than original one due to distortion and noise. The purpose of image restoration is to improve the image quality by fixing the noise or distortion information.

One category of spatial filters for image restoration is linear filter. This filter algorithm is easily implemented and can be suppressed the Gaussian noise effectively, but not so good performance for spot or impulse noise. In this paper, we propose the nonlinear spatial filter algorithm for image restoration called the optimal adaptive multistage filter(OAMF). The OAMF is used to reduce the filtering time, increases the noise suppression ratio and preserves the edge information. The OAMF optimizes the adaptive multistage filter(AMF) by using weight learning algorithm of back-propagation learning algorithm. Simulation results of this filter algorithm are presented and discussed.

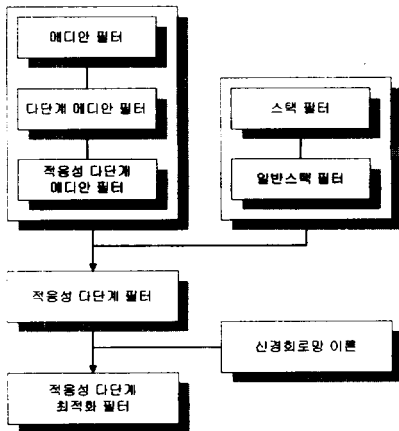
* 이 논문은 한국과학재단지정 전남대학교 고품질 전기전자 부품 및 시스템 연구센터의 연구비지원 및 정보통신부의 정보통신 우수시범학교 지원사업에 의해 연구되었음.

† 정 회 원 : 전남대학교 컴퓨터공학과 교수

†† 준 회 원 : 한국과학기술연구원(KIST) 지능제어연구센터 연구원
논문접수 : 1999년 2월 11일, 심사완료 : 1999년 5월 25일

1. 서론

복원 영상은 영상의 번짐 현상, 잡음, 양자화 오차 등 항상 변형 요소가 첨가되기 전의 원 영상에 비해 좋지 않은 품질을 갖는다. 영상 복원에서는 변형 요소를 포함한 영상의 잡음, 또는 왜곡 정보를 교정하여 복원 영상의 품질을 향상시키고, 원 영상에 가장 근접한 값으로 표현하는데 그 목적이 있다[2]. 영상 복원을 위한 공간 필터에서 사용하는 비선형 공간 필터는 메디안 필터(Median filter)와 역 필터(Inverse filter)와 위너 필터(Wiener filter) 등이 있다. 하지만, 메디안 필터는 영상의 윤곽이 번지는 단점이 있고, 역 필터는 번진 영상에 대해서는 성능이 좋으며, 잡음이 포함된 영상에 대해서는 잡음 증폭의 단점이 있다. 또, 위너 필터(Wiener filter)는 대역 통과 필터 특성을 갖고, 영상 복원에서 좋은 성능을 보이지만, 필터링 과정에서 원 영상을 필요로 한다는 단점이 있다[2]. 따라서 본 논문에서는 이러한 단점들을 보완하기 위해 역전과 학습 알고리즘을 이용한 비선형 공간 필터 알고리즘을 제안하였다. 제안된 공간 필터의 구조는 (그림 1)과 같다.



(그림 1) 영상복원 공간 필터의 구조

메디안 필터로부터 외곽선이 번지는 단점을 보완한 다단계 메디안 필터(MMF : multistage median filter)와 두 가지 필터의 장점을 결합시킨 적용성 다단계 메디안 필터(AMMF : adaptive multistage median filter)를 사용하였고[7,9], Wendt와 Coyle[10]에 의해 제안된 스택 필터(SF : stack filter)를 다단계로 확장한 일반스택 필터(GSF : generalized stack filter)가 사용되었다.

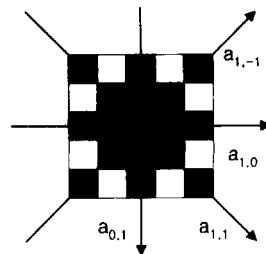
제안된 두 가지 필터의 알고리즘을 결합하여 적용성 다단계 필터(AMF : adaptive multistage filter)를 구성하고, 여기에 역전과 학습 알고리즘의 가중치 학습법을 결합시켜 적용성 다단계 최적화 필터(OAMF : optimal adaptive multistage filter)를 구성하도록 하였다. 제안된 적용성 다단계 최적화 필터(OAMF)를 통해 복원된 영상의 품질과 기존의 영상복원 공간 필터 알고리즘을 이용하여 복원된 영상을 비교·분석하였다.

2. 관련 필터 알고리즘

2.1 적용성 다단계 메디안 필터(AMMF)

다단계 메디안 필터[9]는 영상의 외곽선 정보 보존 능력이 양호하고, 기존의 메디안 필터에 비해 수행속도가 빠르다는 장점이 있지만, 선형 잡음이 있는 경우에는 잡음을 보존하여 외곽선으로 오인하게 된다. 선형 잡음의 보존 특성은 선이 많은 영상에 대한 필터링에서 장점이 있으나, 그 외의 영상에서는 불필요한 선들이 나타나게 되어 복원 영상의 품질이 떨어진다. 이러한 단점을 보완하기 위해 다음의 두 방향이 제안되었다. 첫째는 7×7 윈도우나 9×9 윈도우와 같은 윈도우 크기를 확대하는 방향이다. 넓은 윈도우를 사용하면 선형 잡음이 대부분 제거되지만, 외곽선 보존률이 현저하게 낮아진다. 둘째는 외곽선 보존의 단점을 보완할 수 있는 새로운 필터로서 적용성 다단계 메디안 필터(AMMF)이다.

본 논문에서 사용한 다단계 메디안 필터의 경우, 2차원의 입력을 $x(i, j)$ 를 중심으로 하는 윈도우 크기를 A 라고 할 때 소집합 $\{a_{0,1}(i, j), a_{1,1}(i, j), a_{1,0}(i, j), a_{1,-1}(i, j)\}$ 의 방향은 (그림 2)와 같다. 소집합의 메디안 값이 각각 $\{z_0(i, j), z_1(i, j), z_2(i, j), z_3(i, j)\}$ 이라고 하면, 이들 메디안 값의 최대값 $y_0(i, j)$ 과 최소값 $y_0(i, j)$ 을 갖는다.



(그림 2) 다단계 메디안 필터의 소집합 방향

최대·최소값, 현재 포인터 픽셀 값의 메디안을 취한 y_m 이 다단계 메디안 필터의 결과이며, 식 (1)과 같이 표현될 수 있다.

$$y_m(i, j) = med[y_p(i, j), y_q(i, j), x(i, j)] \quad (1)$$

적용성 다단계 메디안 필터는 메디안 필터와 다단계 메디안 필터의 장점을 결합시킨 것으로서, 적용성 다단계 메디안 필터를 정의하기 전에 필요한 조건들은 다음과 같다.

$$y_o(i, j) = med[A \text{의 모든 요소}] \quad (2)$$

$$R_p(i, j) = |y_p(i, j) - x(i, j)| \quad (3)$$

$$R_q(i, j) = |y_q(i, j) - x(i, j)|$$

식 (2)와 (3)의 조건들을 참조하여 적용성 다단계 메디안 필터의 출력 $y_a(i, j)$ 는 다음과 같다.

- 1) 만약 $y_p(i, j) = y_q(i, j)$ 이면, 필터의 출력은 $y_o(i, j) = y_o(i, j)$ 이다.
- 2) 만약 $y_p(i, j) \neq y_q(i, j)$ 이면, $y_p(i, j) = z_s(i, j)$, $y_q(i, j) = z_t(i, j)$ 라고 생각할 수 있다. 만약 $R_p(i, j) \leq R_q(i, j)$ 이면, $y_m(i, j)$ 은 $z_s(i, j)$ 를 포함하는 $a_{k,h}(i, j)$ 하나의 값이고, 만약 $R_p(i, j) \geq R_q(i, j)$ 이면, $y_m(i, j)$ 은 $z_t(i, j)$ 를 포함하는 $a_{u,v}(i, j)$ 하나의 값이다. $a_{k,h}(i, j)$ 에 값이 포함된 경우, $y_m(i, j)$ 에 대한 필터링은 다음과 같다.

$$y_a = \begin{cases} y_m, & \text{if } y_m = y_m(i - ck, j - ch) \\ & \text{or } y_m = y_m(i + ck, j + ch) \\ y_o, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

적용성 다단계 메디안 필터에서, $y_a(i, j)$ 는 다단계 메디안 필터의 결과인 $y_m(i, j)$, 또는 메디안 필터의 결과인 $y_o(i, j)$ 이다. 만약 잡음 영상 $x(i, j)$ 가 길이 c 보다 긴 일직선 위에 존재하면, 적용성 다단계 메디안 필터의 출력은 $y_m(i, j)$ 이 되고, 반대의 경우에는 $y_o(i, j)$ 가 된다. 이 필터 알고리즘을 사용하여 복원된 영상은 메디안 필터보다 외곽선 정보 보존률이 높고, 다단계 메디안 필터보다 선형 잡음 제거율이 높다. 이에 반해, 적용성 다단계 메디안 필터는 가우시안 잡음

의 제거가 어렵다. 또한 7×7 윈도우나 9×9 윈도우를 사용하였을 경우에는 잡음 제거율이 증가하지만, 반면 필터링 시간이 증가하고, 외곽선이 일그러진다.

2.2 일반스택 필터(GSF)

스택 필터는 임계 분해(threshold decomposition)와 스택 특성(stack property)의 두 가지 특성을 갖는다[1,10]. 임계 분해는 스택 필터의 구성 알고리즘으로, 임계값을 기준으로 그레이 영상의 값을 이진 집합으로 분해하는 과정이다. 스택 특성은 임계 분해에서 계산된 이진 집합의 특성으로, 원 영상을 임계값으로 분해하여 얻어진 이진 집합 중에서 낮은 순서의 이진 집합이 높은 순서의 이진 집합 각각의 값보다 항상 크거나 같다.

원 영상의 값 x 에 대하여 2차원 행렬 표현은 $x(i, j)$ 이다. 원 영상의 그레이 단계가 M 이라 할 때, $x(i, j) \in Q$ 이고, $Q = \{0, 1, \dots, M-1\}$ 이다. 스택 필터 윈도우를 D 라고 했을 때, 현재 위치에 대한 윈도우는 $d(i, j)$ 라고 할 수 있다.

원 영상 x 를 l 단계로 분해했을 때 얻어지는 이진 영상을 x_l , 임계 분해 연산자를 $T_l(\cdot)$ 라고 표시하면

$$x_l(i, j) = T_l[x(i, j)] = \begin{cases} 1, & \text{if } x(i, j) \geq l \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$$x(i, j) = \sum_{l=1}^M x_l(i, j) = \sum_{l=1}^M T_l(x(i, j)) \quad (6)$$

$$d[i, j] = \sum_{l=1}^M T_l(d[i, j]) = \sum_{l=1}^M d_l[i, j] \quad (7)$$

이 성립하고 스택 필터를 위한 이진연산자는 $S_f(\cdot)$ 로 표시하고, 출력 영상 y 는 다음과 같다.

$$y(i, j) = S_f(d[i, j]) = S_f\left(\sum_{l=1}^M d_l[i, j]\right) = \sum_{l=1}^M S_f(d_l[i, j]) \quad (8)$$

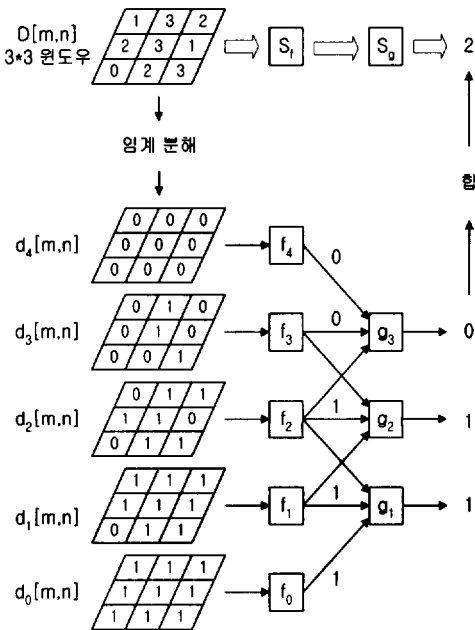
이와 같이 스택 필터는 임계 분해로 얻어진 이진 집합을 이진연산자에 의해 계산하고, 그 결과를 모두 합하여 그레이 값을 갖는 복원 영상을 얻는다.

스택 필터의 이진연산자 $S_f(\cdot)$ 는 곱의 합(minimum sum of products) 형태인데, 복원 목적에 비례하여 다양한 연산식을 갖는다.

임계 분해의 결과인 이진 집합의 순서는 d_1, d_2, \dots, d_M 인데, 집합 d_1 은 임계값 1로 윈도우의 모든

값을 분해한 결과이고, 집합 d_M 은 임계값 M 으로 분해한 결과 집합이다. 여기서, 이진 집합 d_1 각각의 요소가 집합 d_2, d_3 또는 그 이상의 집합 각각의 요소보다 크거나 같다.

스택 특성은 임계 분해를 적용하는 모든 픽셀에 대해 성립한다. 비선형 공간 필터인 스택 필터와 일반스택 필터는 메디안 필터와 다단계 필터 알고리즘을 기반으로 만들어진다. 일반스택 필터는 스택 필터의 기능을 향상, 일반화한 것이다[4,5]. 이 필터는 스택 필터보다 이진 집합 d_0 과 d_{M+1} 이 더 존재한다(그림 3). d_0 은 모든 요소가 1인 집합이고, d_{M+1} 은 모든 요소가 0인 집합이다.



(그림 3) 일반스택 필터 구조

임계 분해의 결과를 이진연산자 $S_f(\cdot)$ 로 계산하고, 그 결과의 합인 그레이 값이 스택 필터의 결과인 것에 비해, 일반스택 필터의 결과는 이진연산자 $S_f(\cdot)$ 의 계산 결과를 조합하여 $S_g(\cdot)$ 로 계산하고, 그 결과를 그레이 값으로 환원한다. 일반스택 필터의 이진연산자는 다음과 같다.

$$S_f(D) = \sum_{i=0}^{M-1} f_i(d_i) \tag{9}$$

$$S_g(D) = \sum_{i=1}^M g_i(f_{i-1}, f_i, f_{i+1}) \tag{10}$$

$$Y(D) = S_g(S_f(D)) = \sum_{i=1}^M g_i[f_{i-1}(d_i), f_i(d_i), f_{i+1}(d_i)] \tag{11}$$

식 (11)과 같이 일반스택 필터는 이진 연산자를 2 단계로 계산한다. 같은 이진 연산자를 두 번 계산하면 필터의 기능 강화 효과가 있고, 다른 연산자를 적용하면 기능 보완 효과가 있다. 이와 같이 일반스택 필터는 스택 필터보다 영상 복원 효율을 높일 수 있게 된다.

3. 적응성 필터 알고리즘(Adaptive filter algorithm)의 특성

3.1 적응성 다단계 필터(AMF)

일반스택 필터는 가우시안 잡음 제거율이 높지만, 비선형이고, 임펄스 잡음 제거율이 낮은 반면 적응성 다단계 메디안 필터는 임펄스 잡음 제거율이 높고 구현이 쉽지만, 가우시안 잡음 제거율이 낮다. 이처럼 두 개의 필터 알고리즘이 서로 보완적인 성능을 갖고 있기 때문에 이들을 조합한 적응성 다단계 필터를 제안하였다.

이 필터는 일반스택 필터에서 이진 연산자 $S_f(\cdot)$ 의 결과 대신에, 적응성 다단계 메디안 필터의 결과를 이용한다. 이 과정에서 적응성 다단계 메디안 필터는 그레이 값을 기준으로, 일반스택 필터는 이진 집합을 기준으로 계산된다. 적응성 다단계 필터 알고리즘은 일반스택 필터에 비해 처리 속도가 빠르고, 구현 알고리즘이 간단하지만, 필터링 수행 시간의 누적과 외곽선 정보의 번짐이 존재한다. 이 같은 단점 극복을 위해 적응성 다단계 필터 알고리즘의 단순화, 필터링 시간의 절약, 외곽선 정보의 강조 등을 목적으로 신경회로망의 가중치 학습 알고리즘을 포함시킨 적응성 다단계 최적화 필터를 제안하였다.

3.2 적응성 다단계 최적화 필터(OAMF)

제한한 필터에서 사용하는 신경회로망은 역전파(back-propagation) 학습 알고리즘을 이용한 가중치 학습법이고, 최소평균 자승(LMS) 알고리즘과 최소평균 절대(LMA) 알고리즘으로 나눌 수 있다[3].

먼저 단층 퍼셉트론을 고려하면, 출력은 다음과 같다.

$$y = a_f(wx + b) \quad (12)$$

$$y_i(i, j) = a_f(w_i(i, j)^T x(i, j) + b(i, j))$$

여기서 w 는 가중치, b 는 임계값 그리고 $a_f(\cdot)$ 는 활성화함수이다. 일반적인 활성화함수는

$$a_f(x) = U_s(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}} \quad (13)$$

와 같고, 활성화함수 $U_s(\cdot)$ 는 시그모이드 함수(sigmoid function)이다. 시그모이드 함수에서 변환비율 결정 변수가 $\beta (> 0)$ 인데, β 의 값이 커질수록 시그모이드 함수의 특성이 계단 함수의 특성과 유사해 지므로, 계단 함수보다는 시그모이드 함수의 사용이 효과적이다.

단층 퍼셉트론은 선형으로 분리 가능한 문제에 적용할 수 있기 때문에 많은 제한을 가지게 되므로, 다층 역전파 학습 알고리즘을 사용한다. 역전파 학습 알고리즘의 출력은 다음과 같다.

$$y = \sum_{m=1}^M U_s(w^m x^m + b^m) \quad (14)$$

역전파 학습 알고리즘에서 퍼셉트론의 가중치와 임계값을 학습시키는 방법으로 앞에서 설명한 최소평균 자승(LMS) 학습 알고리즘과 최소평균 절대(LMA) 학습 알고리즘이 있다.

먼저 최소평균 자승(LMS) 알고리즘의 가중치 학습법은 다음과 같다.

$$F(x) = E^2(x) = E[(s(x) - y(x))^2] \quad (15)$$

$$= E\left[\left(\sum_{i=1}^n (s_i(x) - U_s(w_i \cdot x_i + b_i))\right)^2\right]$$

여기서 $s(x)$ 는 원 영상이고, $y(x)$ 는 복원 영상의 값이다.

식 (15)로부터, 가중치와 임계값의 학습 규칙은 다음과 같다.

$$w_i(x+1) = w_i(x) + 2\alpha |s(x) - y(x)| y_i(x) \times (1 - y_i(x))(s_i(x) - y_i(x))x_i(x) \quad (16)$$

$$b_i(x+1) = -(b_i(x) + 2\alpha |s(x) - y(x)| y_i(x) \times (1 - y_i(x))(s_i(x) - y_i(x)))$$

여기서 α 는 가중치의 크기 조절 변수이고, 0과 1사이의 값이다.

최소평균 절대(LMA) 알고리즘의 가중치 학습법은

$$F(x) = E(x) = E[(s(x) - y(x))] \quad (17)$$

$$= E\left[\sum_{i=1}^n (s_i(x) - U_s(w_i \cdot x_i + b_i))\right]$$

와 같고, 식 (17)로부터 가중치와 임계값의 학습 규칙은 다음과 같다.

$$w_i(x+1) = w_i(x) + 2\alpha \operatorname{sgn}(s(x) - y(x)) \times y_i(x)(1 - y_i(x))x_i(x) \quad (18)$$

$$b_i(x+1) = -(b_i(x) + 2\alpha \operatorname{sgn}(s(x) - y(x)) \times y_i(x)(1 - y_i(x)))$$

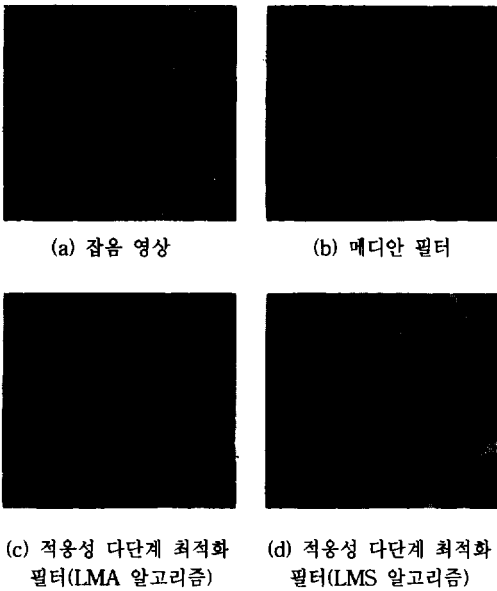
적용성 다단계 최적화 필터는 잡음이 포함된 영상에 대하여 역전파 학습 알고리즘을 이용, 적용성 다단계 필터의 입력을 계산하고, 이 값을 바탕으로 적용성 다단계 필터에 적용하여 필터링 결과를 산출하게 된다. 가중치와 임계값은 필터링 결과를 바탕으로 가중치 학습법을 이용하여 계산하게 된다. 여기서, 두 가지 가중치 학습 알고리즘의 특성을 살펴보면 최소평균 자승 알고리즘은 임펄스 잡음 제거율이 높고, 최소평균 절대 알고리즘은 영상의 외곽선 정보 보존률이 높다.

적용성 다단계 최적화 필터를 이용하여 처음 알고리즘을 수행할 때에는 위너(Wiener) 필터와 같이 원영상이 필요하지만, 가중치와 임계값이 한번 계산된 후에는 두 값을 저장하여, 비슷한 잡음 특성을 가진 다른 영상에 적용시킬 수 있다는 특징이 있다.

4. 시뮬레이션 결과

실험을 위해 256×256 크기의 Lenna 영상과 248×229 크기의 뇌 단층촬영(MR) 영상을 사용하였고, 윈도우 98 환경의 Visual C++ 6.0으로 시뮬레이션 하였다. 실험 결과를 보다 명확히 하기 위해 그레이 단계를 20으로 조절하고, 필터의 윈도우는 5×5 크기를 기준으로 하였다. 실험 영상에 포함된 잡음은 임펄스 잡음이다.

본 논문에서 제시한 적용성 일반스택 최적화 필터의 성능 측정을 위해 (그림 1)에서 제시한 여러 가지 영상처리 공간 필터와 기존의 영상처리 공간 필터의 성능을 비교해 보았다. 기존의 영상복원 공간 필터 알고리즘과 본 논문에서 제시한 필터 알고리즘을 이용해 출력된 결과 영상은 (그림 4)와 (그림 5)에 나타났다. (그림 4)는 임펄스 잡음이 20%인 경우의 결과이다.



(a) 잡음 영상 (b) 메디안 필터

(c) 적응성 다단계 최적화 필터(LMA 알고리즘) (d) 적응성 다단계 최적화 필터(LMS 알고리즘)

(그림 4) Lenna 영상에 임펄스 잡음(20%)을 첨가한 경우

결과에 의하면, 메디안 필터는 임펄스 잡음을 거의 제거했지만 외곽선의 번짐이 두드러졌고, 적응성 다단계 최적화 필터의 최소평균 절대 알고리즘과 최소평균 자승 알고리즘의 결과는 잡음이 대부분 제거되었다. 여기서 최소평균 자승 알고리즘의 결과가 임펄스 잡음 제거에 대해 더 좋은 성능을 보이고, 최소평균 절대 알고리즘의 결과가 외곽선 정보 보존 성능이 좋았다.

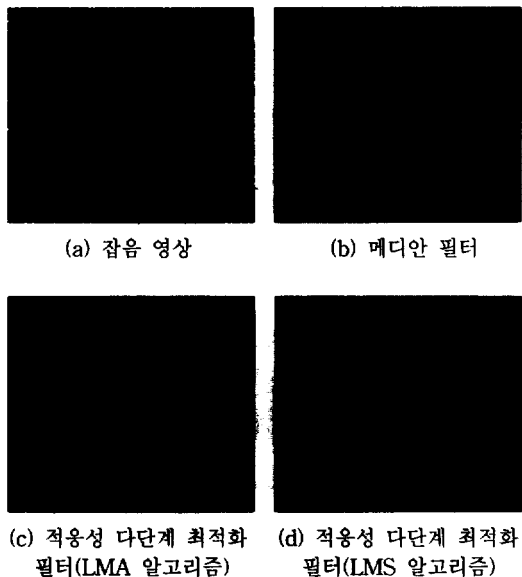
<표 1> Lenna 영상에 임펄스 잡음(20%)을 첨가한 경우의 결과

종류 비교	원 영상	잡음 20%	평균 필터	메디안 필터	AM MF	AMF	OAMF (LMA)	OAMF (LMS)
평균	130.02	129.41	128.65	129.32	131.55	123.32	132.30	129.89
표준 편차	48.42	71.58	40.96	45.23	51.70	47.84	49.12	48.42
오차값	-	0.3969	0.2860	0.1473	0.0798	0.1223	0.0637	0.0123

<표 1>은 (그림 4)에 대한 결과이다. 평균과 표준편차 그리고 원 영상에 대한 오차 값을 기준으로 분석하였다. 평균과 표준편차는 적응성 다단계 최적화 필터의 결과가 가장 좋았다. 오차값의 비교에서 역시 최소평균 자승 알고리즘이 최소평균 절대 알고리즘보다 원

영상에 근접하였다.

(그림 5)는 뇌 MR 영상에 대하여 임펄스 잡음이 20% 첨가되었을 때의 결과이다. 의료영상의 복원에서 외곽선이나 영역 표현이 가장 중요하다. 결과에 의하면, 메디안 필터는 잡음은 거의 제거했지만 외곽선을 거의 알아볼 수 없었다. 적응성 메디안 필터는 여전히 잡음의 흔적이 많이 남았고, 적응성 다단계 필터는 임펄스 잡음을 완전하게 제거하였지만, 역시 외곽선과 영역이 확실하지 않았다. 적응성 다단계 최적화 필터의 결과들이 원 영상을 가장 근접하게 복원하였다. 최소평균 절대 알고리즘은 윗 부분에 불필요한 백색 잡음이 포함되어 있지만, 영역이 가장 세밀하게 표현되어 있고, 최소평균 자승 알고리즘의 결과는 잡음이 거의 제거되었고, 영역도 세밀하게 나타나고 있다. <표 2>는 (그림 5)에 대한 결과로 평균과 표준편차 그리고 원 영상에 대한 오차 값을 기준으로 하였다. 실험 결과에 의하면, 잡음에 비해 평균 필터를 취했을 때가 더 좋지 않은 결과를 나타냈고, 결과 영상에 나타난 것과 거의 비슷한 결과를 보이고 있다.



(a) 잡음 영상 (b) 메디안 필터

(c) 적응성 다단계 최적화 필터(LMA 알고리즘) (d) 적응성 다단계 최적화 필터(LMS 알고리즘)

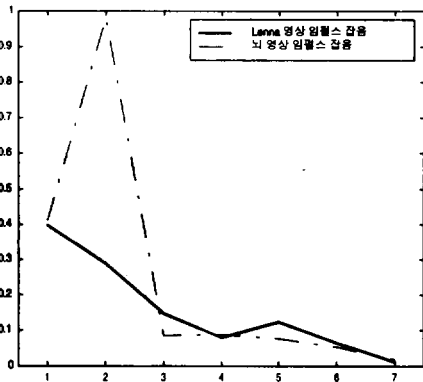
(그림 5) 뇌 MR 영상에 임펄스 잡음(20%)을 첨가한 경우

오차 값을 비교해 보면 최소평균 자승 알고리즘의 결과가 임펄스 잡음에 대해서는 최소평균 절대 알고리즘보다 좋은 결과를 보였다.

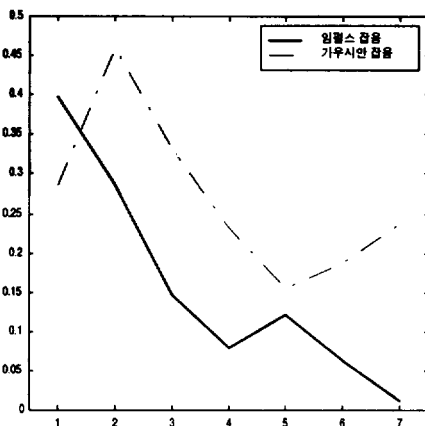
<표 2> 뇌 MR 영상에 임펄스 잡음(20%)을 첨가한 경우의 결과

종류 비교	원 영상	잡음 20%	평균 필터	메디안 필터	AMMF	AMF	OAMF (LMA)	OAMF (LMS)
평균	70.33	81.90	81.59	69.71	67.38	68.36	71.11	70.21
표준 편차	41.18	71.79	37.55	40.24	41.21	39.45	42.61	41.17
오차값	-	0.4097	0.9829	0.0842	0.0867	0.0769	0.0530	0.0186

(그림 6)과 (그림 7)은 <표 1>과 <표 2>에 나타난 각 필터들의 복원 오차를 그래프화한 것이다. 수평축은 잡음영상, 평균필터, 메디안필터, 적응성 다단계 메디안 필터, 적응성 다단계 필터, 적응성 다단계 최적화 필터(LMA 알고리즘), 적응성 다단계 최적화 필터(LMS 알고리즘)의 순서이고, 수직축은 오차 값이다.



(그림 6) 임펄스 잡음의 오차 그래프



(그림 7) Lenna 영상의 오차 그래프

오차 값이 적을수록 좋은 결과이고, 임펄스 잡음에 대해서는 적응성 다단계 최적화 필터의 최소평균 자승 알고리즘이 가장 좋은 결과를 보인다. 가우시안 잡음에 대해서는 임펄스 잡음의 경우 적응성 일반스택 최적화 필터의 최소 평균 자승 알고리즘이, 그리고 가우시안 잡음의 경우는 적응성 다단계 필터가 가장 좋은 결과를 나타냈다.

5. 결 론

본 논문에서 제안한 알고리즘은 신경회로망을 이용한 영상복원용 비선형 공간필터 알고리즘으로서 적응성 다단계 필터와 신경회로망 학습 알고리즘을 이용하여 구현하였다. 적응성 다단계 필터는 적응성 다단계 메디안 필터와 일반스택 필터 알고리즘으로 구성되고, 신경회로망 알고리즘은 역전파 학습 알고리즘의 두 가지 가중치 학습법인 최소평균 자승 알고리즘과 최소평균 절대 알고리즘으로 구성하였다.

성능 평가를 위해서 복원 영상의 평균과 표준편차, 그리고 원 영상과의 오차를 기준으로 하였다. 제안된 알고리즘 중에서 임펄스 잡음에 대해서는 적응성 다단계 메디안 필터와 적응성 다단계 최적화 필터가 좋은 결과를 보였고, 그 중에서도 적응성 다단계 최적화 필터의 최소평균 자승 알고리즘이 가장 좋은 결과를 보였다. 적응성 다단계 필터는 임펄스 잡음은 거의 제거하였지만, 외곽선 정보를 거의 보존하지 못하였다. 가우시안 잡음에 대해서는 적응성 다단계 필터와 적응성 다단계 최적화 필터가 좋은 결과를 보였다. 결론적으로 영상 복원 필터에 대한 신경회로망의 적용은 필터의 계산 시간 감소와 잡음 제거를 증가, 그리고 복원 영상의 외곽선 정보 보존률 증가 등을 보여 주었다.

앞으로 본 논문에서 사용한 역전파 학습 알고리즘을 좀더 확장하여 현재 결과로 제시된 영상과 비교하고, 다른 신경회로망 학습 알고리즘을 기반으로한 비선형 공간 필터를 설계하여, 영상 복원 필터의 성능 향상에 관한 연구를 계속 수행하고자 한다.

참 고 문 헌

[1] E. J. Coyle, J. H. Lin, M. Gabbouj, "Optimal Stack Filtering and the Estimation and Structural Approaches to Image Processing," IEEE

Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing, Vol.37. No.12, pp.2037-2066, 1989.

[2] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, "Digital Image Processing," Addison Wesley, 1993.

[3] M. T. Hagan, H. B. Demuth, M. Beale, "Neural Network Design," PWS Publishing Company, 1996.

[4] J. H. Lin, T. M. Sellke, E. J. Coyle, "Adaptive Stack Filtering Under the Mean Absolute Error Criterion," IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing, Vol.38, No.6, pp.938-954, 1990.

[5] J. H. Lin, E. J. Coyle, "Minimum Mean Absolute Error Estimation over the Class of Generalized Stack Filters," IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing, Vol.38, No.4, pp.663-678, 1990.

[6] P. Maragos and R. W. Schafer, "Morphological filters - Part II : Their relations to median, order-statistic, and stack filters," IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing, Vol. ASSP-35, No.8, pp.1170-1184, 1987.

[7] Y. H. Olli, J. Astola, Y. Neuvo, "Analysis of the Properties of Median and Weighted median Filters Using Threshold Logic and Stack Filter Representation," IEEE Trans. on Signal Processing, Vol.39, No.2, pp.395-409, 1991.

[8] J. Varona, J. J. Villanueva, "Neural Networks as spatial filters for image processing : Neurofilters," CVC Tech. Rep. #007, 1996.

[9] X. Wang, "Adaptive Multistage Median Filter," IEEE Trans. on Signal Processing, Vol.40, No.4, pp.1015-1017, 1992.

[10] P. D. Wendt, E. J. Coyle, N. C. Gallagher, JR.,

"Stack Filters," IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing, Vol. ASSP-34, No.4, pp.898-911, 1986.

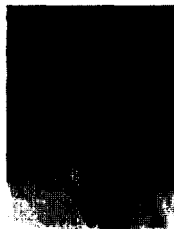
[11] L. Yin, J. Astola, Y. Neuvo, "A New Class of Nonlinear Filters - Neural Filters," IEEE Trans. on Signal Processing, Vol.41, No.3, pp.1201-1222, 1993.



이 배 호

e-mail : bhlee@chonnam.chonnam.ac.kr
 1978년 한양대학교 공과대학 전자공학과(학사)
 1980년 한국과학기술원(KAIST) 전기 및 전자공학과(석사)
 1983년 University of Missouri, 전기 및 컴퓨터공학과(박사)

1980년~1983년 국방과학 연구소(ADD) 근무
 1993년~현재 전남대학교 컴퓨터공학과 조교수
 관심분야 : 멀티미디어 통신, 인공지능, 컴퓨터 비전, 영상처리, 정보보안



문 병 진

e-mail : bjmoon@ailab.chonnam.ac.kr
 1997년 전남대학교 컴퓨터공학과(학사)
 1999년 전남대학교 컴퓨터공학과(석사)
 1999년~현재 한국과학기술연구원(KIST) 지능제어연구센터 연구원

관심분야 : 영상처리, 신경회로망