

論文99-36S-7-10

신경회로망을 이용한 영상복원용 적응형 일반스택 최적화 필터의 설계 및 구현

(Design and Implementation of Optimal Adaptive Generalized Stack Filter for Image Restoration Using Neural Networks)

文炳振*, 金光熙**, 李培鎬**

(Byoung-Jin Moon, Kwang-Hee Kim, and Bae-Ho Lee)

요 약

통신에 의한 전송 영상은 잡음이나 번짐 또는 일그러짐 등을 항상 포함한다. 본 논문에서는 적응형 일반스택 최적화 필터(OAGSF: optimal adaptive generalized stack filter) 라는 영상복원 공간 필터를 제안하였는데, 이는 영상의 복원에서 잡음 제거율과 외곽선 정보의 보존률의 증가를 위해 신경회로망의 역전파 학습 알고리즘의 가중치 학습 알고리즘을 기반으로 적응형 일반스택 필터(AGSF)를 최적화 시킨 것이다. 적응형 일반스택 필터는 일반스택 필터(GSF: generalized stack filter)와 적응형 다단계 메디안 필터(AMMF: adaptive multistage median filter)로 구분하고, 일반스택 필터는 스택 필터의 기능을 보완한 것이고, 적응형 다단계 메디안 필터는 메디안 필터의 외곽선 정보 보존률을 높인 것이다. 신경회로망의 역전파 학습 알고리즘에 대하여 두가지 가중치 학습 알고리즘인 최소평균절대(LMA: Least Mean Absolute) 알고리즘과 최소평균자승(LMS: Least Mean Square) 알고리즘을 이용하여 적응형 일반스택 필터를 최적화하였다. 본 논문에서 제시한 신경회로망을 이용한 영상복원 공간필터에 대해 실험결과를 통해 제시하였다.

Abstract

Image obtained by incomplete communication always include noise, blur and distortion, etc. In this paper, we propose and apply the new spatial filter algorithm, called an optimal adaptive generalized stack filter(AGSF), which optimizes adaptive generalized stack filter(AGSF) using neural network weight learning algorithm of back-propagation learning algorithm for improving noise removal and edge preservation rate. AGSF divides into two parts: generalized stack filter(GSF) and adaptive multistage median filter(AMMF). GSF improves the ability of stack filter algorithm and AMMF proposes the improved algorithm for reserving the sharp edge. Applied to neural network theory, the proposed algorithm improves the performance of the AGSF using two weight learning algorithms, such as the least mean absolute(LMA) and least mean square (LMS) algorithms. Simulation results of the proposed filter algorithm are presented and discussed.

* 正會員, 韓國科學技術院
(KIST)

** 正會員, 全南大學校 컴퓨터工學科, RRC
(Department. of Computer Engineering, Chonnam
National University.)

※ 본 연구는 정보통신부의 정보통신 우수시범학교 지원 사업 및 전남대학교 학술연구재단의 연구지원사업의 연구비에 의해서 수행된 결과임

接受日字: 1998年10月26日, 수정완료일: 1999年6月1日

I. 서론

통신에 의한 전송 영상, 위성에서 전송된 영상 등은 잡음(noise), 번짐(blur) 또는 일그러짐(distortion) 등을 포함하게 된다. 영상 처리에서 사용되는 영상은 아날로그 정보의 디지털화에 의한 양자화 오차가 있고, 손실 알고리즘을 기반으로 하기 때문에, 복원 영상은 항상 오염 요소가 첨가되기 전의 원 영상에 비해 좋지 않은 품질을 갖는다. 따라서, 영상 복원에서는 오염 요소를 포함한 영상의 잡음 또는 왜곡 정보를 교정하여 복원 영상의 품질을 향상시키고, 원 영상에 가장 근접한 값으로 표현하는데 그 목적이 있다.^[1]

영상 복원을 위한 공간 필터 중에서 선형 필터는 쉽게 구현될 수 있다는 장점이 있으나 가우시안 잡음(Gaussian noise)이 아닌 얼룩(speckle)이나 임펄스 잡음(impulse noise) 등에 대해서는 성능의 저하를 가져온다. 이러한 단점을 보완하기 위해 비선형 필터 알고리즘이 사용되지만, 비선형 필터 중에서 위너 필터(Wiener filter)는 영상 복원을 위하여 원 영상을 필요로 하는 단점이 있으므로, 본 논문에서는 이러한 단점을 보완한 신경회로망 기반 비선형 공간 필터 알고리즘을 제안하였다^[11].

제안된 공간 필터의 구조는 그림 1과 같다. 기본적인 영상처리 공간필터인 메디안(median) 필터의 단점을 보완한 다단계 메디안 필터(MMF: multistage median filter)와 두가지 필터의 장점을 결합시킨 적응형 다단계 메디안 필터(AMMF: adaptive multi-stage median filter)가 제안되었고^[2,3,4], 스택 필터(SF: stack filter)^[5]의 기능을 보완한 일반스택 필터(GSF: generalized stack filter)가 제안되었다^[6]. 적응형 다단계 메디안 필터와 일반스택 필터를 구성한 다음, 두 필터의 알고리즘을 결합하여 적응형 일반스택 필터(AGSF: adaptive generalized stack filter)를 구성하고, 여기에 신경회로망의 역전파 학습 알고리즘의 가중치 학습 알고리즘을 결합^[9,10,11]시켜 적응형 일반스택 최적화 필터(OAGSF: optimal adaptive generalized stack filter)를 구성하도록 하였다.

이렇게 구성된 적응형 일반스택 최적화 필터(OAGSF)를 통해 복원된 영상의 품질과 기존의 영상 복원 공간 필터 알고리즘을 이용하여 복원된 영상을 비교·분석하였다.

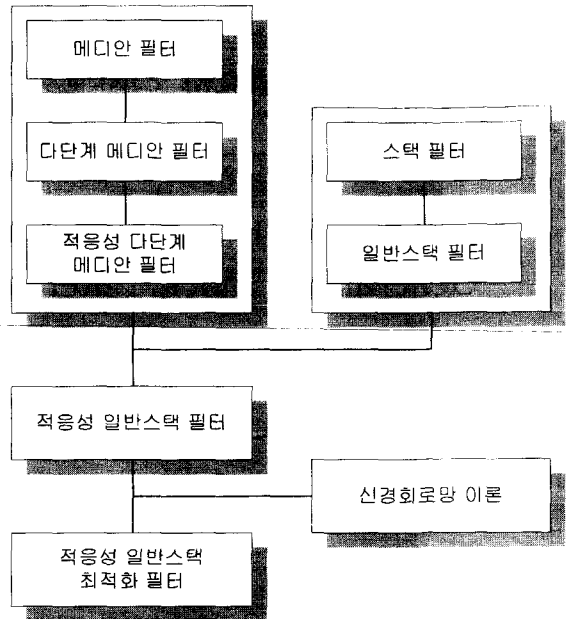


그림 1. 공간 필터의 구조
Fig. 1. Spatial filter architecture.

II. 적응형 일반스택 필터 알고리즘

메디안 필터는 필터 윈도우 안에 존재하는 픽셀의 중간 값을 선택하는 비선형 필터이다. 2차원 평면에서 필터 윈도우의 결정이 간단하고, 임펄스 잡음과 가우시안 잡음에 대한 성능이 우수하나, 영상의 외곽선 정보가 번지고, 윈도우의 크기가 커질수록 많은 시간이 요구되는 단점이 있다^[2]. 본 논문의 영상복원 작업은 실시간에 의한 시간 지연은 고려하지 않았다. 하지만, 외곽선 정보 번짐 현상의 보원을 목적으로 다단계 메디안 필터가 제안되었다^[2].

1. 적응형 다단계 메디안 필터(AMMF)

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 2와 같다. 소집합의 메디안 값이 각각 $\{z_0(i, j), z_1(i, j), z_2(i, j), z_3(i, j)\}$ 라고 하면, 메디안 값의 최대값과 최소값은 다음과 같다.

$$y_p(i, j) = \min [z_0(i, j), z_1(i, j), z_2(i, j), z_3(i, j)]$$

$$y_q(i, j) = \max [z_0(i, j), z_1(i, j), z_2(i, j), z_3(i, j)] \quad (1)$$

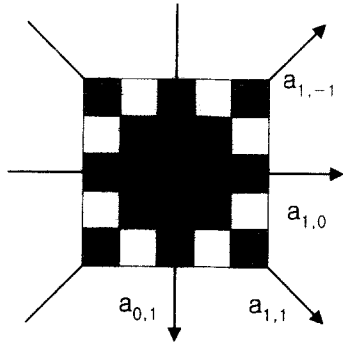


그림 2. 다단계 메디안 필터의 소집합방향
Fig. 2. Direction of MMF subset.

최대·최소값, 현재 포인터 픽셀 값의 메디안을 취한 y_m 이 다단계 메디안 필터의 결과이며 식 (2)와 같이 표현된다.

$$y_m(i, j) = med[y_p(i, j), y_q(i, j), x(i, j)] \quad (2)$$

다단계 메디안 필터는 영상의 외곽선 정보 보존 능력이 좋고, 기존의 메디안 필터에 비해 수행속도가 빠르다는 장점이 있지만, 선형 잡음이 있는 경우에는 잡음이 보존되어 외곽선으로 오인하는 단점이 있다. 선형 잡음의 보존 특성은 선이 많은 영상에 대한 필터링에서 장점이 있으나, 그 외의 영상에서는 불필요한 선들이 나타나게 되어 복원 영상의 품질이 떨어진다. 이러한 단점의 보완을 위해 제안된 필터가 적응형 다단계 메디안 필터이다.

적응형 다단계 메디안 필터는 메디안 필터와 다단계 메디안 필터의 장점을 결합시킨 것이다. 이 필터는 다단계 메디안 필터의 출력으로 나타나는 작은 직선의 주변 값들이 같은 점을 중심으로 하는 윈도우의 소집합에 속한다.

필터를 정의하기 전에 필요한 조건들은 다음과 같다.

$$y_o(i, j) = med[\mathbf{a} \text{의 모든 요소}] \quad (3)$$

$$R_p(i, j) = |y_p(i, j) - x(i, j)| \quad (4)$$

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

식 (3)와 (4)의 조건들을 참조하여 적응형 다단계 메디안 필터의 출력 $y_a(i, j)$ 는 다음과 같다.

1) 만약 $y_p(i, j) = y_q(i, j)$ 이면, 필터의 출력은 $y_a(i, j) = y_o(i, j)$ 이다.

2) 만약 $y_p(i, j) \neq y_q(i, j)$ 이면, $y_p(i, j) = z_s(i, j)$,

$y_q(i, j) = z_t(i, j)$ 이다. 만약 $R_p(i, j) \leq R_q(i, j)$ 이면, $y_m(i, j)$ 는 $z_s(i, j)$ 를 포함하는 $a_{k,h}(i, j)$ 이고, 만약 $R_p(i, j) \geq R_q(i, j)$ 이면, $y_m(i, j)$ 은 $z_t(i, j)$ 를 포함하는 $a_{u,v}(i, j)$ 이다. $a_{k,h}(i, j)$ 값이 포함된 경우, $y_m(i, j)$ 에 대한 필터링은 다음과 같다.

$$y_a = \begin{cases} y_m, & \text{if } y_m = y_m(i - ck, j - ch) \text{ or} \\ & y_m = y_m(i + ck, j + ch), \\ y_o, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

여기서 c 는 양의 정수이고, k, h 의 값은 $(k, h) \in \{(0,1), (1,1), (1,0), (1,-1)\}$ 이다.

적응형 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, 적응형 다단계 메디안 필터의 출력은 $y_m(i, j)$ 이 되고, 그렇지 않은 경우 $y_o(i, j)$ 가 된다. 이 필터 알고리즘을 사용하여 복원된 영상은 메디안 필터보다 외곽선 정보 보존률이 높고, 다단계 메디안 필터보다 선형 잡음 제거율이 높다. 이에 반해, 적응형 다단계 메디안 필터는 가우시안 잡음의 제거가 어렵다는 단점이 있다.

2. 일반스택 필터

비선형 공간 필터인 스택 필터와 일반스택 필터는 메디안 필터와 다단계 필터 알고리즘을 기반으로 만들어진다. 스택 필터의 구성을 위해서는 두가지 특성을 들 수 있는데, 임계 분해(threshold decomposition)와 스택 특성(stacking property)이다^[5]. 스택 필터의 임계 분해 구조는 그림 3에서 설명하고 있다. 임계 분해는 스택 필터의 구성 알고리즘이고, 임계값(threshold)을 기준으로 영상의 그레이 값을 이진 집합으로 분해하는 과정이므로, 입력이 임계값에 의해 분해될 수 있을 때만 실행 가능하다. 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, $x(i, j) \in \mathcal{Q}$ 이고, $\mathcal{Q} = \{0, 1, \dots, M-1\}$ 이다. 스택

필터 윈도우를 d 라고 했을 때, 현재 위치에 대한 윈도우는 $d[i, j]$ 라고 할 수 있다.

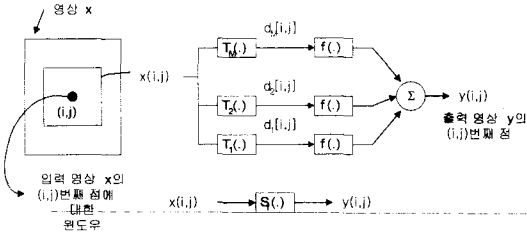


그림 3. 스택 필터의 임계분해 구조
Fig. 3. Threshold decomposition architecture of stack filter.

원 영상 x 를 l 단계로 분해했을 때 얻어지는 이진 영상을 x_l , 임계분해 연산자를 $T_l(\cdot)$ 라고 표시하면 다음 식이 성립한다.

$$x_l(i, j) = T_l[x(i, j)] = \begin{cases} 1, & \text{if } x(i, j) \geq l \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$$x = \sum_{l=1}^M x_l = \sum_{l=1}^M T_l(x) \quad (7)$$

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

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

$$y(i, j) = S_f(d[i, j]) = S_f\left(\sum_{l=1}^M d_l[i, j]\right) = \sum_{l=1}^M S_f(d_l[i, j]) \quad (9)$$

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

스택 필터의 이진연산자 $S_f(\cdot)$ 는 곱의 합(minimum sum of products)형태인데, 복원 목적에 따라 다양한 연산식을 갖게 된다. 예를 들어, 이진연산자의 값이 $S_f(\cdot) = x_1x_2 + x_2x_3 + x_3x_1$ 이면 결과는 메디안 필터와 비슷하고, $S_f(\cdot) = x_2 + x_1x_3$ 결과는 현재 윈도우에서 두 번째로 큰 픽셀 값이므로, 밝은 그레이 임펄스 잡음은 그대로 남고 어두운 그레이 잡음만 제거한다. 반대로 $S_f(\cdot) = x_1x_2 + x_2x_3$ 결과는 현재 윈도우에서 두 번째로 작은 픽셀 값이고, 어두운 그레이 잡음은 그대로 남고 밝은 그레이 잡음만 제거한다.

임계 분해의 결과인 이진 집합의 순서는 d_1, d_2, \dots, d_M 인데, 집합 d_l 은 임계값 l 로 윈도우의 모든 값을 분해한 결과이고, 집합 d_M 은 임계값 M 으로 분해한 결과 집합이다. 여기서, 스택 특성은 이진 집합 d_1 각각의 요소가 집합 d_2, d_3 또는 그 이상의 집합 각각의 요소 보다 크거나 같으며 다음과 같다.

$$d_l(i, j) \geq d_{l+1}(i, j), \quad 1 \leq l \leq M-1 \quad (10)$$

$$f[d_l] \geq f[d_{l+1}], \quad 1 \leq l \leq M-1 \quad (11)$$

스택 특성은 임계 분해를 적용하는 모든 픽셀에 대해 성립한다.

스택 필터의 기능을 향상시키고 일반화한 것이 일반 스택 필터이다^[6]. 그림 4 에서 보면, 이 필터는 스택 필터보다는 이진 집합 d_0 와 d_{M+1} 이 더 존재한다. d_0 는 모든 요소가 1 인 집합이고, d_{M+1} 은 모든 요소가 0 인 집합이다.

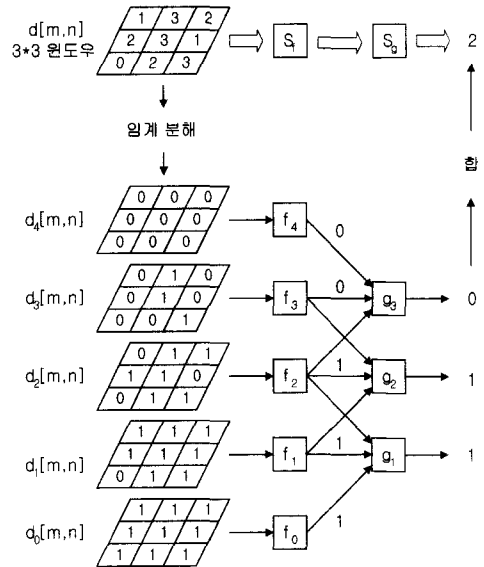


그림 4. 일반스택 필터 구조
Fig. 4. Generalized stack filter architecture.

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 결과 그레이 값이다. 일반스택 필터의 이진연산자는 다음과 같다.

$$S_f(\mathbf{d}) = \sum_{i=0}^{M-1} f_i(d_i) \quad (12)$$

$$S_g(\mathbf{d}) = \sum_{i=1}^M g_i(f_{i-1}, f_i, f_{i+1}) \quad (13)$$

$$y(\mathbf{d}) = S_g(S_f(\mathbf{d})) \\ = \sum_{i=1}^M g_i[f_{i-1}(d_i), f_i(d_i), f_{i+1}(d_i)] \quad (14)$$

식 (14)와 같이 일반스택 필터는 이진 연산자를 2 단계로 계산한다. 일반스택 필터에서는 같은 이진 연산자를 두 번 계산하면 기능 강화의 효과가 있고, 다른 연산자를 적용하면 기능 보완의 효과가 있어 일반스택 필터는 스택 필터보다 영상 복원 효율을 높일 수 있다.

3. 적응형 일반스택 필터(AGSF)

적응형 다단계 메디안 필터는 임펄스 잡음 제거율이 높고 구현이 쉽다는 장점이 있지만, 가우시안 잡음 제거율이 낮다. 반대로 일반 스택 필터는 가우시안 잡음 제거율이 높지만, 비선형이고 임펄스 잡음 제거율이 낮다. 이처럼 두 개의 필터 알고리즘이 서로 보완적인 성능을 갖고 있기 때문에 이들을 조합한 적응형 일반스택 필터를 제안하였다.

이 필터는 일반스택 필터에서 이진연산자 $S_f(\cdot)$ 결과 대신 적응형 다단계 메디안 필터의 결과를 이용한다. 이 과정에서 적응형 다단계 메디안 필터는 그레이 값을 기준으로, 일반스택 필터는 이진 집합을 기준으로 계산된다. 적응형 일반스택 필터 알고리즘은 일반스택 필터에 비해 처리 속도가 빠르고, 알고리즘의 구현이 간단한 장점이 있지만, 필터링 수행 시간의 누적과 외곽선 정보의 변질이라는 단점이 있다. 이 같은 단점 극복을 위해 적응형 일반스택 필터 알고리즘의 단순화, 필터링 시간의 절약, 외곽선 정보의 강조 등을 목적으로 신경회로망 학습의 가중치 학습 알고리즘을 포함^[9,10] 시킨 적응형 일반스택 최적화 필터를 제안하였다.

III. 적응형 일반스택 최적화 알고리즘

제안한 필터에서 사용하는 신경회로망 학습 알고리즘은 역전파(back-propagation) 학습 알고리즘을 이용한 가중치 학습 알고리즘이고, 최소평균 자승(LMS) 알고리즘과 최소 평균 절대(LMA) 알고리즘으로 나누어질 수 있다. 신경회로망의 최소 평균 자승 알고리즘

과 최소 평균 절대 알고리즘은 잡음 제거와 반향 제거 등으로 사용된다^[9].

신경회로망에서 단층 퍼셉트론을 고려하면, 출력은 다음과 같다.

$$\mathbf{y} = a_f(\mathbf{w}\mathbf{x} + \mathbf{b}) \\ y_i(i, j) = a_f(w_i(i, j)^T x(i, j) + b_i(i, j)) \quad (15)$$

여기서 \mathbf{w} 는 가중치, \mathbf{b} 는 임계값, $a_f(\cdot)$ 는 활성화 함수이다. 일반적인 활성화 함수는 다음과 같다.

$$a_f(x) = U_h(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

$$a_f(x) = U_n(x) = x \quad (17)$$

$$a_f(x) = U_s(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}} \quad (18)$$

활성 함수 $U_h(\cdot)$ 는 계단 함수, $U_n(\cdot)$ 는 선형 함수, $U_s(\cdot)$ 는 시그모이드 함수이다. 시그모이드 함수에서 값의 변환비율 결정 변수가 $\beta (> 0)$ 인데, β 의 값이 커질수록 시그모이드 함수의 특성이 계단 함수의 특성과 유사해 지므로, 계단 함수보다는 시그모이드 함수의 사용이 효율적이다.

단층 퍼셉트론은 선형으로 분리 가능한 문제만을 해결할 수 있기 때문에 많은 제한을 가지게 되므로, 다층으로 확장한 역전파 학습 알고리즘을 사용한다. 역전파 학습 알고리즘의 출력은 다음과 같다.

$$\mathbf{y} = \sum_{m=1}^M U_s(w^m x^m + b^m) \quad (19)$$

여기서 활성화 함수는 식 (18)에 나타난 시그모이드 함수를 사용한다.

역전파 학습 알고리즘에서 퍼셉트론의 가중치와 임계값을 학습시키는 방법으로는 최소 평균 자승(LMS) 학습 알고리즘과 최소 평균 절대(LMA) 학습 알고리즘이 있다.

먼저 최소 평균 자승 학습 알고리즘의 가중치 학습은 다음과 같다.

$$F(x) = E^2(x) = E[(s(x) - y(x))^2] \\ = E\left[\left(\sum_{i=1}^M (s_i(x) - U_s(w_i \cdot x_i + b_i))\right)^2\right] \quad (20)$$

여기서 $s(x)$ 는 원영상, $y(x)$ 는 복원영상이다.

식 (20)로부터 가중치와 임계값의 학습 규칙은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 w_i(x+1) &= w_i(x) \\
 &+ 2\alpha |s(x) - y(x)| y_i(x) \{s_i(x) \\
 &- y_i(x) - y_i(x)s_i(x) + y_i^2(x)\} x_i(x) \\
 b_i(x+1) &= -\{(b_i(x) \\
 &+ 2\alpha |s(x) - y(x)| y_i(x) \{s_i(x) \\
 &- s_i(x)y_i(x) - y_i(x) + y_i^2(x)\}\}
 \end{aligned} \tag{21}$$

여기서 α 는 가중치의 크기 조절 변수이고, 0과 1사이의 값을 갖는다.

최소 평균 절대 학습 알고리즘의 가중치 학습은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 F(x) &= E(x) = E[(s(x) - y(x))] \\
 &= E\left[\sum_{i=1}^M (s_i(x) - U_s(w_i \cdot x_i + b_i))\right]
 \end{aligned} \tag{22}$$

식 (22)로부터 가중치와 임계값의 학습 규칙은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 w_i(x+1) &= w_i(x) + \\
 &2\alpha \operatorname{sgn}(s(x) - y(x)) y_i(x) (1 - y_i(x)) x_i(x) \\
 b_i(x+1) &= -\{(b_i(x) \\
 &+ 2\alpha \operatorname{sgn}(s(x) - y(x)) y_i(x) (1 - y_i(x))\}
 \end{aligned} \tag{23}$$

적응형 일반스택 최적화 필터는 위에서 언급한 신경회로망 기법을 적응형 다단계 메디안 필터와 적응형 일반스택 필터 알고리즘에 포함시켜서 최적화된 결과를 얻는다. 다시 말하면, 잡음이 포함된 영상에 대하여 신경회로망 학습 알고리즘을 적용한 서로다른 두가지 필터를 연속적으로 통과하도록 하여 결과를 얻어내는 것을 말한다. 첫 번째는 적응형 다단계 메디안 필터를 기반으로 역전파 학습 알고리즘을 이용하여 원 영상과의 비교를 통해 학습시키는데, 이렇게 학습된 필터를 이용하여 적응형 일반스택 필터의 입력을 계산하게 된다. 두 번째는 적응형 일반스택 필터를 기반으로 학습시키는 것이다. 두 번째로 학습된 필터까지 통과한 결과가 적응형 일반스택 최적화 필터의 결과이다. 각각의 가중치와 임계값은 필터링 결과에 대해 두가지 가중치 학습 알고리즘을 이용하여 계산된다.

적응형 일반스택 최적화 필터를 이용하여 알고리즘을 처음 수행할 때에는 워너 필터와 마찬가지로 원 영상이 필요하지만, 한번 가중치와 임계값이 계산되면 이 값들을 저장하여, 비슷한 잡음 특성을 가진 다른 영상에 적용시킬 수 있는 특징을 갖는다.

IV. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제시한 적응형 일반스택 최적화 필터의 성능 측정을 위해 그림 1에서 제시한 여러 가지 영상 처리 공간 필터와 기존의 영상처리 공간 필터의 성능을 비교한다. 실험을 위해 256×256 크기의 Lenna 영상과 356×255 크기의 비행장 영상을 사용하였고, 윈도우즈98 환경의 Visual C++ 프로그램으로 시뮬레이션 하였다. 실험 결과를 보다 명확히 하기 위해 그레이 단계를 20으로 조절하였고, 필터의 윈도우는 5×5 크기를 기준으로 하였다. 실험은 임펄스 잡음(20%)을 적용한 영상을 기준으로 하였다.

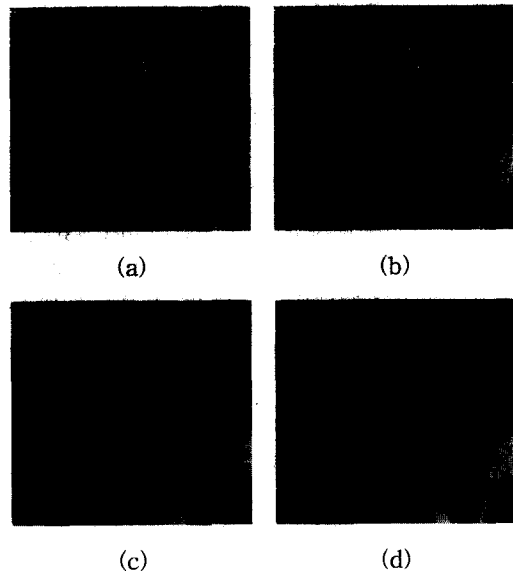


그림 5. Lenna 영상에 임펄스 잡음(20%)을 첨가한 경우. (a) 잡음 영상, (b) 적응형 다단계 메디안 필터, (c) 적응형 일반스택 필터, (d) 적응형 일반스택 최적화 필터(LMS 알고리즘)

Fig. 5. Impulse noise 20% Lenna image case. (a) noise image, (b) AMMF, (c)AGSF, (d) OAGSF(LMS algorithm).

본 논문에서 사용된 원 영상들을 이용하여 기존의 영상 복원 공간 필터 알고리즘과 본 논문에서 제시한 필터 알고리즘을 이용해 출력된 결과를 그림 5, 그림 6에 나타냈다. 그림 5는 Lenna 영상에 임펄스 잡음이 포함된 경우의 결과이다. 결과에 의하면, 메디안 필터는 임펄스 잡음을 제거했지만 입이나 머리카락과 같은 외곽선 정보의 번짐 현상이 두드러졌고, 적응형 메디안 필터는 선형 잡음을 완전히 제거하지 못하였으며, 적응형 일반스택 필터는 메디안 필터에 비해 외곽선을 많이 보존하고 있지만, 머리카락과 같이 상세한 정보

에 대한 보존이 미흡하다. 적응형 일반스택 최적화 필터의 최소 평균 절대 알고리즘과 최소 평균 자승 알고리즘의 결과는 잡음이 대부분 제거되었다.

표 1. Lenna 영상에 임펄스 잡음(20%)를 첨가한 결과

Table 1. Result of impulse noised(20%) Lenna image.

	원영상	잡음 20%	평균 필터	메디안 필터	AMMF	AGSF	LMA	LMS
평균	130.02	129.41	128.65	129.32	129.76	123.32	132.30	129.89
표준편차	48.42	71.58	40.96	45.23	52.00	47.84	49.12	48.42
오차값	-	0.397	0.286	0.147	0.080	0.122	0.064	0.012

또한 최소 평균 자승 알고리즘의 결과가 임펄스 잡음 제거에 대해 더 좋은 성능을 보였지만, 최소 평균 절대 알고리즘의 결과가 외곽선 정보의 보존 성능이 개선되었다. 임펄스 잡음 20%를 첨가했을 경우의 분석 결과는 표 1과 같다. 분석의 기준은 평균과 표준편차 그리고 원 영상에 대한 오차값이다. 평균과 표준편차를 보면, 그림 5에서 보는 것과 같이 적응형 일반스택 최적화 필터의 결과가 원 영상의 분포에 가장 가깝고, 원 영상에 대한 오차 값이 다른 값들에 비해 현저히 적음을 알 수 있다. 임펄스 잡음의 경우 제한한 필터의 최소평균자승 알고리즘이 최소평균절대 알고리즘보다 원 영상에 근접하였다. 평균과 표준편차가 원 영상에 근접할수록, 그리고 원 영상에 대한 오차값이 적을수록 필터링 결과가 좋음을 알 수 있다.

그림 6은 제안된 필터에 임펄스 잡음(20%)을 첨가한 비행장 영상을 입력하였을 때의 결과이다. 이는 Lenna 영상을 통해 학습된 가중치와 임계값을 적용한 것으로 비슷한 결과가 나오는 것을 확인할 수 있다. 비행장 영상의 복원은 비행기의 기종과 국적을 확인할 수 있도록 외형을 최대한 복원하는 것이 목적이다. 메디안 필터부터 적응형 일반스택 필터까지는 학습이 필요 없으므로 그림 5에서와 거의 같은 결과를 보이며, 적응형 일반스택 최적화 필터의 결과는 그림 5에 비해 해상도가 다소 떨어지지만, 다른 필터의 결과보다는 좋았다. 최소평균절대 알고리즘의 결과에는 흰색 잡음이 다소 남아있고, 최소평균자승 알고리즘의 결과에는 검은색 잡음이 남아있는 것을 확인할 수 있다. 그림 6은 결국 최소평균자승 알고리즘의 결과가 최소평균절대 알고리즘의 결과보다 더 좋음을 보여준다.

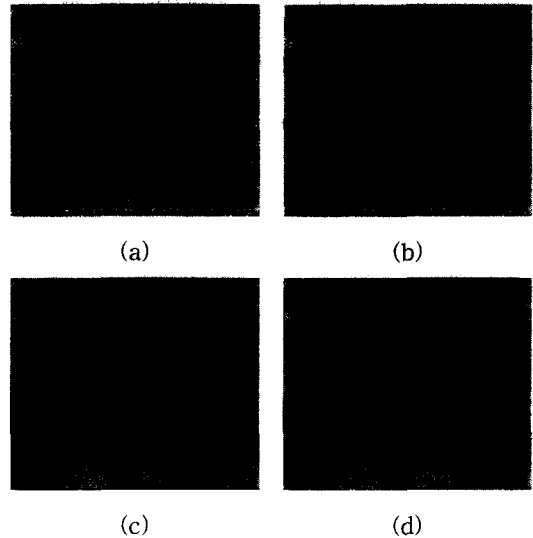


그림 6. 비행장 영상에 임펄스 잡음(20%)를 첨가한 경우, (a) 잡음 영상, (b) 적응형 다단계 메디안 필터, (c) 적응형 일반스택 필터, (d) 적응형 일반스택 최적화 필터(LMS 알고리즘)

Fig. 6. Impulse noise 20% airport image case, (a) noise image, (b) AMMF, (c) AGSF, (d) OAGSF(LMS algorithm).

그림 6의 결과가 표 2에 나타나 있다. 표 2에 나타난 오차값은 표 1에 나타난 오차값 보다 크다는 것을 확인할 수 있는데, 이는 가중치와 임계값이 Lenna 영상에 맞추어져 있기 때문에 비행장 영상에 최적화 되지 못했음을 나타낸다. 다른 값들은 표 1과 비슷한 비율로 나타났다.

표 2. 비행장 영상에 임펄스 잡음(20%)을 첨가한 결과

Table 2. Result of impulse noised(20%) airport image.

	원영상	잡음	평균 필터	메디안 필터	AMMF	AGSF	LMA	LMS
평균	148.73	144.31	143.56	150.91	149.13	143.31	151.3	148.32
표준편차	48.76	72.44	38.26	40.17	53.18	46.93	48.92	48.69
오차값	-	0.4007	0.5156	0.2131	0.2332	0.1490	0.1155	0.0194

그림 7은 표 1과 표 2에서 나타난 각 필터들의 복원 오차 값을 그래프화한 것이다. 비행장 영상에 대한 오차 그래프가 Lenna 영상에 대한 오차 그래프보다 위에 있고 값이 큼을 볼 수 있다.

시뮬레이션 결과의 분석을 통해서 살펴보면, 본 논문에서 제안한 적응형 일반스택 최적화 필터의 결과가

영상의 복원에 적합하고, 그 중에서도 최소평균자승 알고리즘의 결과가 가장 우수하게 나타났다.

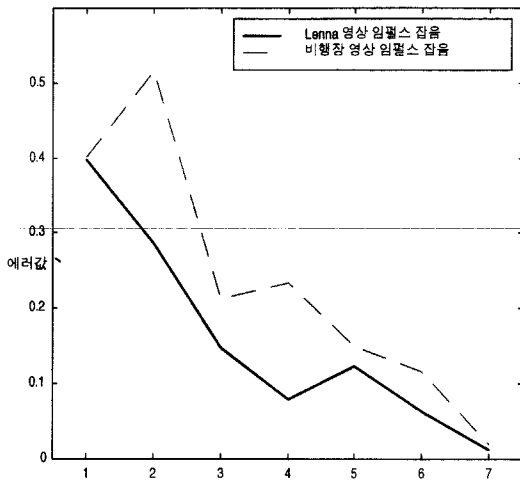


그림 7. 복원 영상의 오차 그래프
Fig. 7. Error graph of restoration image.

V. 결 론

본 논문에서는 신경회로망을 이용한 영상복원용 비선형 공간필터 알고리즘을 구현하였고, 제안한 알고리즘은 적응형 일반스택 필터와 신경회로망 학습 알고리즘을 이용하였다. 적응형 일반스택 필터는 적응형 다단계 메디안 필터와 일반스택 필터 알고리즘으로 구성하였고, 신경회로망 알고리즘은 역전파 학습 알고리즘의 두 가지 기층치 학습 알고리즘인 최소 평균 자승 학습 알고리즘과 최소 평균 절대 학습 알고리즘을 적용하였다. 시뮬레이션에서는 복원 영상의 평균과 표준편차, 그리고 원 영상과의 오차를 기준으로 그 성능을 평가하였다. 제안된 알고리즘 중에서 최소 평균 자승 알고리즘을 이용한 필터는 임펄스 잡음 제거에 있어 성능 개선을 보였고, 최소 평균 절대 알고리즘을 이용한 필터는 가우시안 잡음의 제거와 외곽선 정보 보존에 대해 우수한 성능을 보였다.

결론적으로 영상 복원 필터에 대한 신경회로망의 적용은 잡음 제거율 증가와 복원 영상의 외곽선 정보 보존율의 증가 등 성능 향상이 가능함을 보여 주었다. 앞으로 본 논문에서 다른 신경회로망 학습 알고리즘을 이용한 비선형 공간 필터를 설계하여, 본 논문에서 제안된 알고리즘과의 성능 비교 및 향상을 위한 영상 복원 필터의 보완 연구를 계속 수행하고자 한다.

참 고 문 헌

- [1] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, 1993.
- [2] X. Wang, "Adaptive Multistage Median Filter", *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 40, no. 4, pp. 1015-1017, 1992.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.

- [9] M. T. Hagan, H. B. Demuth, M. Beale, *Neural Network Design*, PWS Publishing Company, 1996.
- [10] 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.
- [11] J. Varona, J. J. Villanueva, "Neural Networks as spatial filters for image processing: Neurofilters", *CVC Tech. Rep. #007*, 1996.

저 자 소 개



李培鎬(正會員)

1978년 한양대학교 공과대학 전자공학과(학사). 1980년 한국과학기술원(KAIST) 전기 및 전자공학과(석사). 1993년 University of Missouri. 전기 및 컴퓨터공학과(박사). 1980년 ~ 1983년 국방과학 연구소(ADD) 연구원. 1993년 ~ 현재 전남대학교 공과대학 컴퓨터공학과 조교수. 주관심분야는 컴퓨터비전, 영상처리, 인공지능, 멀티미디어 통신



金光熙(學生會員)

1998년 전남대학교 컴퓨터공학과(학사). 1998년 ~ 현재 전남대학교 대학원 컴퓨터공학과 석사과정. 주관심분야는 영상처리 및 컴퓨터비전, 영상 압축 및 복원, 멀티미디어 응용



文炳振(正會員)

1997년 전남대학교 컴퓨터공학과(학사). 1999년 전남대학교 대학원 컴퓨터공학과(석사). 1997년 ~ 1999년 2월 전남대학교 컴퓨터공학과 조교 1999년 ~ 현재 한국과학기술연구원 인턴연구원. 주관심분야는 영상처리 및 컴퓨터비전, 퍼지 및 신경회로망, 컴퓨터 통신 및 네트워크