

논문 2007-44SP-2-3

## 적응비중화 시그마필터에 의한 영상향상

(Image Enhancement Using Adaptive Weighted Sigma Filter)

황 재 호\*

(JaeHo Hwang)

## 요 약

시그마필터는 특성화된 근접분포구조로 시그마 값을 국부통계값들로부터 산출한다. 표준평균필터를 교정하여 잡음을 제거하는 동시에 에지를 보존하도록 설계되어 있으나 미세부분 향상에는 취약하다. 종래의 시그마 접근들도 잡음제거에 치중되어 있었을 뿐 특징구역의 향상은 소홀하였다. 본 논문은 국부통계값들과 함수 부합을 활용한 적응영상향상 알고리즘을 제안한다. 이들 값들은 영상향상의 적응 실현에 유용하여 잡음을 평활시키고 영상의 미세부분을 향상한다. 국부적응처리를 위하여 매 이동창에서 평가척도를 만족하는 파라미터가 추정되고 비중화된다. 그리고 실험 결과는 제안된 방식의 효능을 보여준다.

## Abstract

In the sigma filter, there is a specialized neighbours distribution scheme in which the sigma value is computed from local statistics. It is designed to modify a standard average filter to preserve edges. However this filter is vulnerable to details-enhancement and conventional sigma approaches have been focused on denoising, not enhancing the characteristic area. This paper proposes an adaptive image enhancement algorithm using local statistics and functional synthesis which are utilized for adaptive realization of the enhancement, so that not only image noise may be smoothed but also details may be enhanced. For the local adaptation, parameters are estimated and weighted at each moving window that satisfy the criteria. The experimental results illuminates the effectiveness of the proposed method.

**Keywords :** Image Enhancement, Sigma Filter, Adaptive Image Processing, Local Statistics, Weight

## I. 서 론

영상의 잡음을 제거하고 영상회복하는 기법들은 일반적으로 전체처리(global process)와 국부처리(local process)로 나누어진다. 전자는 잡음이 내재된 영상 전체를 하나의 알고리즘으로 처리하여 잡음을 제거한다. 위너필터(Wiener filter), 최소자승필터(least squares filter) 및 칼만필터(Kalman filter) 등이 이에 속한다. 전체처리가 가능하려면 잡음의 통계특성과 모델을 알고 있어야 한다. 또한 잡음의 양상이 전체 영상에서 일정해야 한다. 그러나 많은 경우 잡음특성과 모델을 얻을 수 없고 잡음의 양상과 분포 상태를 알 수 없는 것이 대부분이므로 이를 배제한 무리한 전체처리는 오히려 에지부분을 평활시키고 상세부분을 제거하는 결과를 초

래한다. 이에 반해 국부처리는 이동창(moving window, 또는 block)을 설정하고 이동창의 제한된 구간에서 화소들 사이의 인접성(neighborhood)으로 국부특성을 실시간으로 추정한다. 이는 공간영역에서 동일 군(群)에 속한 화소들이 유사한 상호관련 특성을 갖고 있고 그것이 또한 국부적으로는 정해진 인접화소들 사이에서도 존속할 수 있음에 기초한다<sup>[1]</sup>.

영상 내에 존재하는 여러 유사화소군(類似畫素群)들은 각자 고유의 영역을 형성할 뿐만 아니라 영역들 사이의 인접특성 차이에 의해 경계부분인 에지가 만들어진다. 그 영역들은 한 곳에 집중되어 있는 경우도 있으나 영상 전체에 산재하거나 배경처리 된다. 이러한 영상에 이동창을 전체 화소에 순차적으로 적용하면서 창 내에 들어온 화소들의 위치와 회색도(gray level)들의 상호 관계로부터 현재고려중인화소(current pixel)의 회색도를 조절할 수 있다. 여기에는 선형과 비선형 두 가지 방식이 있다. 평균필터와 가우스 필터는 대표적인 선형필터이다. 알고리즘도 간단하고 적용하기 쉬워 평

\* 정회원, 한밭대학교 전자공학과  
(Dept. of Electronic Engineering, Hanbat National University)  
접수일자: 2006년9월11일, 수정완료일: 2007년2월12일

활화를 통한 잡음억제 효과가 있으나 상세부분도 평활시키는 단점이 있다<sup>[2]</sup>. 메디안필터(median filter)나 시그마필터(sigma filter) 및 최대잡음필터(peak noise filter) 등은 비선형필터로서 이동창에서의 통계데이터를 활용한다. 국부평균(local mean), 국부중간값(local median), 국부표준편차(local standard deviation) 및 경사도(gradient)와 미분값 등을 사용하여 화소들 사이의 유사성과 인접성을 평가한다. 영역 자체의 유사성과 타영역과의 차별을 수학적으로 정량화하고 그 차이의 원인인 파라미터를 추출하며 평가척도를 적용한다. 특히 시그마필터는 평활효과와 함께 에지보존이라는 특장을 갖고 있다<sup>[3]</sup>.

시그마필터는 이동창에서 화소 상호간의 회색도를 일정기준에 의해 선별 계량하고 평균과 선별정도의 상대성에 의해 현재고려중인화소의 회색도를 조정한다. 정해진 시그마범위(sigma range) 내에 들어오는 인접화소들만을 추출하여 그들만의 평균을 취한다. 그 수가 많을수록 평균의 회색도조정의 기여도가 높아진다. 범위 밖의 화소는 계량에서 제외되고 그 개수가 많을수록 회색도평균의 기여도가 상대적으로 축소되어 현재회색도를 유지한다. 창을 전체 화소로 순차적으로 이동시키면서 이러한 국부적인 판별과 회색도 재조정을 진행한다. 따라서 영역 고유성과 에지보존이 동시에 이루어지며 그 정도는 이동창의 크기와 시그마범위에 의존한다. 영상에서 영역분할이 유사회색도집합에 의존하고 에지부분이 존재하며 각 영역이 차별된 히스토그램 특성을 갖고 있으며 가우스잡음인 경우 시그마필터를 사용하여 영역의 잡음을 억제하고 에지를 보존하는 영상회복을 기대할 수 있다.

초기에 제시되었던 시그마필터는 국부처리의 모든 이동과정에서 시그마범위를 일정하게 두었다. 영상에 포함된 잡음이 가우스분포라 보고 잡음의 표준편차의 2배를 시그마범위로 설정하면 동일 분포를 갖는 화소들의 95.5(%)를 선별해 낼 수 있다고 보았기 때문이다. 그 범위는 역시 고대비 에지(high contrast edge)나 미세부분 화소들을 제외시키는 데는 충분하였다. 영상 내에도로나 강과 같은 선특징들(line features)의 화소들은 평균산출을 통한 색조조정에서 제외될 수 있었다. 만약 이 범위에서 벗어난 화소 가운데 잡음에 해당하는 화소가 있으면 시그마범위 안에 들어오는 화소의 개수에 일정 한계를 두어 선택적으로 잡음을 제거하도록 하였다.

그러나 시그마필터는 영역의 잡음이 전체적으로 또는 국부적으로 가우스분포임을 전제로 한다. 잡음 분포

의 표준편차도 사전에 알고 있어야한다. 이를 알고 있지 않으면 영상의 배경부분이라고 인식되는 부분이나 히스토그램이 균일한 영역의 일부를 수작업에 의해서 선별 분석하여 그 표준편차를 산출해야한다. 국부표준편차로 영역과 에지부분을 임의 판별하기 위해서는 분포특성에서 표준편차가 대표성을 갖고 있어야 하기 때문이다. 그렇지 않은 경우 표준편차는 판별 기준이 되지 못하고 색도 조정 파라미터로서의 의미를 상실한다. 따라서 임펄스 잡음이나 분포특성이 일정치 않은 임의 잡음에서는 표준편차의 의미가 약하기 때문에 알고리즘 적용에 한계가 있고 그 효과 또한 기대할 수 없다<sup>[3,4]</sup>. 이를 고려하지 않은 무리한 필터 적용은 오히려 영역과 에지부분 판별의 일관성과 이득조정의 혼란을 일으켜 영상훼손을 초래할 수도 있다.

이러한 시그마필터의 한계를 해결하기 위해서 시그마범위에 이동창 히스토그램의 분산(variance)을 추종케 하는 기법과 이동창 히스토그램의 평균과 분산을 판별파라미터로 함께 도입하는 기법들이 제시되었다<sup>[4]</sup>. 그러나 이들 방식들 역시 다양한 유형의 잡음들이 내재된 영상을 처리하는 데는 역부족이었다. 비록 영역들이 서로 다른 분포특성이 있음에도 그 평균과 표준편차가 동일한 경우가 적지 않을 고려하지 않았음이다. 잡음 히스토그램의 형태를 판별하여 이에 적용시키는 알고리즘 조정이 필요하다.

본 연구에서는 이동창의 히스토그램특성을 고려하여 시그마범위를 정하고 판별식을 재구성함으로써 이 문제를 해결하고자 한다. 이동창 화소들의 히스토그램 수열에 부합함수(fitting function)를 발생시켜 새로운 판별 파라미터를 산출한다. 파라미터들은 영상의 영역특성에 따라 가중치를 갖고 시그마범위와 영역판별에 참여한다.

## II. 적응 비중화 시그마 필터 설계

### 1. 시그마범위 설정과 회색도재조정

디지털영상이 공간좌표  $(i, j)$ 에서,  $(i=1,2,\dots, n_1, j=1,2,\dots, n_2)$   $n$ (개)의 화소( $n = n_1 \times n_2$ )로 구성되고 잡음  $n_{ij}$ 를 포함할 때, 원영상  $U=\{u_{ij}\}$ 와 영역  $R_k$ , ( $k \ll n_1, n_2$ )에 대하여 관측영상  $x_{ij}$ 는 식 (1)과 같다.

$$x_{ij} = u_{ij} + n_{ij} \quad (1)$$

$$U = \bigcup_k R_k = R_b + R_c \quad (2)$$

여기서  $R_c$ 는 내용이 있는 영역이고  $R_b$ 는 배경영역이며  $R_c \cap R_b = \emptyset$  이다.

기존의 인접필터(neighborhood filter)적 접근에서  $\{n_{ij}\}$ 는 평균이 0 이고 표준편차가  $\sigma$ 인 백색 가우스 잡음이다. 영상 내의 임의구역에서 그 구역에 포함된 화소군집은 각 화소의 공간 위치에서 원영상의 회색도와 잡음의 회색도가 합성된 값을 갖는다. 식 (2)의 경우 단일 유형의 잡음  $N=\{n_{ij}\}$ 이 식 (1)과 같이 합성된다 하더라도 각 영역 화소군(畫素群)의 본래 히스토그램에 따라 관측영상  $X$ , ( $X=\{x_{ij}\}$ ) 상에 표현되는 영역  $\hat{R}_i$ , ( $X=\bigcup_i \hat{R}_i$ )는 서로 다른 분포특성을 갖는다. U의 영역이 균일한 히스토그램이면 그에 해당하는 X 영역의 히스토그램은 합성된 잡음의 히스토그램 특성을 유지하지만, 임의 히스토그램이면 그것을 기대하기 어렵다. 분포특성을 가늠하기조차 쉽지 않다. X로부터 잡음을 제거 내지는 억제하여 원영상의 상태를 복원하거나 향상하는 문제는 X에서 잡음 요소를 효과적으로 추정하여 선별적으로 처리하는 것이다. 이 과정에서 영역 회색도는 평활되고 에지부분은 보존 또는 향상시킴이 요구된다.

인접필터 기법 가운데 국부처리에 의한 통계적 접근은 이동창을 전체 공간에 진행시키면서 창 내에 포함된 화소군의 히스토그램을 통계적으로 처리하여 이동창의 중심화소(center pixel)인 현재고려중인화소의 회색도를 재조정한다. 리(Y. H. Lee, 1983)가 고안한 시그마필터는<sup>[3]</sup> 대상 영상에 다음의 가정을 세워 영상처리를 하고자 하였다.

가정 1: 식 (1)과 같이 원영상에 합성된 잡음은 평균이 0 이고 표준편차가  $\sigma$ 인 가우스잡음이다. 영상처리에 앞서  $\sigma$ 는 기지(既知)의 값이다.

가정 2:  $x_{ij}$ 가  $u_{ij}$ 에 근접할수록 범위 ( $x_{ij}-2\sigma$ ,  $x_{ij}+2\sigma$ ) 사이에 존재할 화소수의 확률이 95.4%이다.

가정 2는 가정 1을 만족하는 영상에서 화소 ( $i, j$ )와 그 인접 화소군(화소 집합)  $p_{ij}$  ( $p_{ij}$ ; 일반적으로 영상 내의 일부 구역이나 영역 또는 이동창)에 대해 식 (1)이 성립하여  $x_p = u_p + n_p$ 라 할 때,  $x_p$ 가 가우스분포이면  $E(n_p) = 0$  이 되어  $E(x_p) = E(u_p)$ 되는 기대값에 의한 평활처리가 가능함을 의미한다. 이 때  $\Delta = 2\sigma$ 로 하여  $\Delta$ 를 시그마범위로 정의하고  $x_p$ 의 가우스분포 정도의 평가기준으로 정하였다. 잡음이 U에 합성된다 하더라도 X가 가우스분포이면 X를 평균처리함으로써 잡음을 제거할

수 있다고 본 것이다. 그러나 이러한 이론적 접근은 전체처리에서나 가능하다. 국부처리를 위해서는 가정 1과 2만으로는 부족하다. 국부처리를 위한 별도의 조건이 필요하다. 국부처리는 전체영상 X에서 화소 ( $i, j$ )와 그 인접화소들의 집합인 창(window)  $w_{ij}$ , ( $n[w_{ij}] = m$ ,  $m$ 은 집합  $w_{ij}$ 의 원소수)을 구성하고 전체  $i$ 와  $j$ 에서 순차적으로 이동한다. 이 때 이동창의 집합  $W = \{w_{ij}\}$ 이다. W의 원소 개수는 영상 전체 화소 개수와 동일하다.

조건 1: W의 원소인  $w_{ij}$  각각은 가우스분포이다.

이동창에 의한 국부처리 과정에서  $w_{ij}$  각각이 조건 1을 만족하지 않으면 시그마범위  $\Delta$  선정은 이론적 근거를 상실한다. 왜냐하면 임의잡음의 표준편차와 가우스분포잡음의 그것은 분포곡선 상의 원소포함 확률에 있어 전혀 다른 의미를 갖고 있기 때문이다. 가우스분포에서는 평균 0을 중심으로 ( $-\Delta$ ,  $+\Delta$ ) 범위는 95.5%의 데이터를 포함하지만, 임의잡음 분포에서  $\Delta$ 를 통한 범위 설정은 그와 동일한 확률을 보장할 수 없다. 실제 영상에서 모든  $w_{ij}$ 가 조건 1을 만족하는 경우는 매우 드물기 때문에 가우스분포임을 전제로 설정된  $\Delta$ 값을 분포상태가 다른  $w_{ij}$ 에 그대로 적용하는 것은 무리이다. 처리과정에 적지 않은 오차를 발생시킬 수 있다. 더욱이 영상처리에 앞서 영상 내에 존재하는 잡음의 유형과 그 표준편차를 알고 있는 것은 쉬운 일이 아니다. 이를 알기 위해 알고리즘을 적용하기 전의 전처리로서 영상 내 잡음이 존재하고 있다고 추측되는 구간을 임의 구획하여 표준편차를 계산할 것을 추천하니<sup>[3]</sup>, 이러한 수작업에 따른 시간지연은 물론이고 어떠한 처리오류를 발생할지는 예측하기 어렵다. 이와 같은 한계를 가지고 기존의 시그마필터는 다음의 국부처리 과정을 통해 잡음을 평활코자 하였다.

- i) 화소 ( $i, j$ )에서 이동창  $w_{ij}$ 를 설정한다.
- ii)  $w_{ij}$ 의 중심화소  $x_{ij}$ 에서 시그마범위 ( $\Delta_{r1}$ ,  $\Delta_{r2}$ ), ( $\Delta_{r1} = x_{ij} - \Delta$ ,  $\Delta_{r2} = x_{ij} + \Delta$ )를 정한다.
- iii)  $w_{ij}$ 의 화소 가운데 시그마범위에 들어오는 화소들만을 추린다.
- iv) 과정 iii)에서 추려낸 화소들만으로  $x_{ij}$ 를 식 (3)으로써 재조정한다.

$$\hat{x}_{ij} = \left( \sum_{q,s} \delta_{qs} x_{qs} \right) / \left( \sum_{q,s} \delta_{qs} \right) \quad (3)$$

여기서  $\hat{x}_{ij}$  는 재조정 회색도,

$$\delta_{qs} = \begin{cases} 1, & \text{만약 } \Delta_{r1} \leq x_{qs} \leq \Delta_{r2} \\ 0, & \text{기타} \end{cases}$$

이상의 처리과정 ii)와 iii)은 이동창의 모든  $i$ 와  $j$ 의 진행에서 미소구역인 각각의 이동창  $w_{ij}$ 에 일정 값의 시그마범위를 선별적으로 적용하여 원소들을 추려낸다. 이 때 시그마범위  $\Delta$ 는 영상전체의 잡음의 2배 표준편차이다.  $w_{ij}$ 의 국부통계특성이 고려되지 않았다. 여기서 가정 1과 2를 만족하고 국부처리과정에서 조건 1을 특정 오차범위 안에서 충족시키기 위해서는 적어도 과정 iii)으로 추려낸 화소군집  $w'_{ij}$ , ( $n[w'_{ij}] \leq n[w_{ij}]$ ) 만이라도 조건 1을 충족시켜야 되나, 그것도 과정 ii)에서와 같이 현재고려중인 화소  $x_{ij}$ 를 중심으로 범위가 정해지기 때문에  $x_{ij}$ 의 회색도가  $w_{ij}$ 의 히스토그램 중심에 위치하지 않는 한 조건 충족을 기대하기 어렵다. 따라서 처리하고자 하는 영역이 가정 1과 2를 만족하고 조건 1을 부분적으로 충족하면 그 영역을 평활하고 그에 부합하지 않는 부분은 선별적으로 처리에서 제외시킴으로 잡음평활과 에지부분 보존효과를 얻을 수 있다. 그렇지 않고 임펄스잡음이나 분포형태가 불분명한 잡음이 혼합된 경우에는 잡음의 표준편차 산출의 어려움으로 정확한 시그마범위를 알 수도 없을 뿐만 아니라 과정 iii)에서의 제한된 원소선별로 계산 결과의 신뢰성도 떨어질 수 있다.

다음 사례연구를 통하여 이상의 사실을 규명한다. 그림 1은 회색조의 가우스잡음 영상과 그 히스토그램이다. 화소수는 (100×100)으로 모두 동일하다. 잡음영상 모델은 식 (1)에서  $u_{ij}=0$ 이 되어  $x_{ij} = n_{ij}$  형태이다. 그림 1-(a)는 회색조 0~255를 0~1로 정규화(normalization)한 값으로  $\Delta=0.028$ 이고 그림 (b)는  $\Delta=0.27$ 이다. 평균은 모두 0 (회색조 128)이다. 앞에서 제시하고 있는 가정 1과 2를 모두 만족한다.

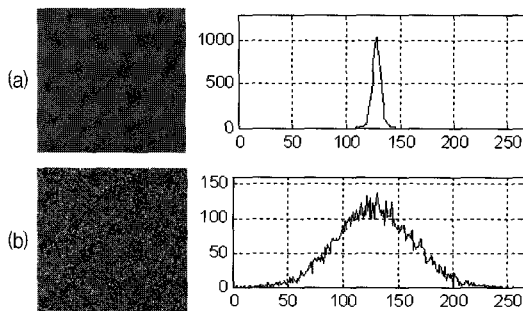


그림 1. 가우스잡음 영상  
Fig. 1. Gauss noise images.

창의 크기 (5×5), (11×11) 및 (19×19) 각각을 이동창으로 그림 1 영상에 적용한다. 전체화소 ( $i, j$ )에서 창을 순차적으로 이동하면서 집합  $W$ 를 얻는다. 이 때  $W$ 의 원소  $w_{ij}$  각각의 가우스함수 부합을 검증하고  $\Delta$ 를 계산한다. 각 창 적용에서  $w_{ij}$ 의 개수는 화소 개수 10,000(개)와 일치하므로 동일한 수의 가우스함수 부합 오차값들과  $\Delta$ 값을 데이터로 산출할 수 있다. 그리고 이들 데이터의 분포상태 그래프를 구함으로 시그마필터의 국부처리 한계 여부를 판단한다. 가우스함수 부합은  $w_{ij}$ 의 히스토그램에 식 (4)의 가우스함수를 부합(fitting)을 시켰다.

$$g(n) = a_1 \exp \left\{ - \left( \frac{n - a_2}{a_3} \right)^2 \right\} \quad (4)$$

여기서  $a_1, a_2, a_3$ 는 계수이다. 식 (4)의  $g(n)$ 을 행렬  $G_w, w_{ij}$ 의 히스토그램을  $H_w$ 라 할 때 함수 부합에 따른 오차는 식 (5)이다<sup>[5]</sup>.

$$e_w = \frac{\| E_r \|^2}{\| H_w - m_w \|^2} \quad (5)$$

여기서  $E_r = H_w - G_w$ 이고  $m_w = E(H_w)$ 이다.  $e_w$ 가 0이면 완전부합이고 0에 가까울수록 부합 정도가 높다.

그림 2는 그림 1을 이동창으로 국부처리한 결과이다. 그림 (a)와 (b)는 그림 1-(a)를 처리한 것이고, 그림 (c)와 (d)는 그림 1-(b)에 해당된다. 그림 (a)와 (c)는 창 크기에 따른  $e_w$ 값들의 분포로서 그래프가 가로축의 0에 치우칠수록 가우스함수부합에 따른 오차가 작다. 그림 (b)와 (d)는  $\Delta$ 값들의 분포로서 분포범위가 좁을수록 전체영상의  $\Delta$ 가 국부에서 유지되는 확률이 높다. 그림 2의 분석 결과에서 창 크기가 커질수록 이동창 랜덤변수의 확률분포가 가우스분포가 될 확률과 전체영상의 시그마범위에 근접할 확률이 상대적으로 증가한다. 또한 표준편차가 큰 가우스잡음 영상이 작은 것보다 함수부합에서는 유리하나 시그마범위 면에서는 불리하다. 따라서 국부처리용으로 시그마필터를 사용할 경우 이동창이 큰 것이 조건 1을 보다 만족시킨다. 함수부합특성만을 고려한다면 전체영상의 표준편차가 큰 것이 유리하나 식 (3)를 통한 범위 설정만을 고려한다면 표준편차가 작은 것이 유리하다. 가정 1과 2를 만족하도록 선정한 파라미터가 결국에는  $\Delta$ 이므로 동일한 창크기에서 이에 적합한 영상(그림 1-(a))이 오히려 함수부합이 불량하다는 모순을 보인다. 이러한 점들이 시그마필터를 활용한 국부처리의 한계이다. 그러나 처리효과를 높으려면 창크기를

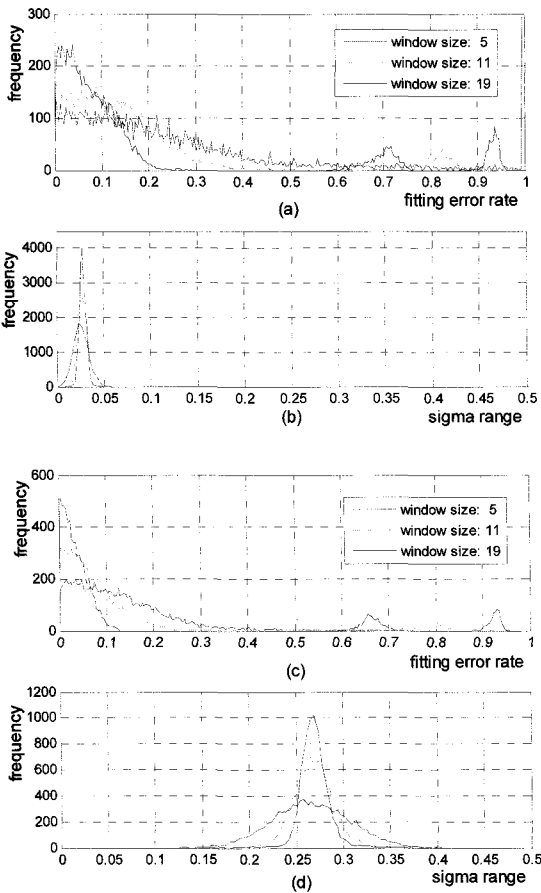


그림 2. 가우스부합 분석 결과  
Fig. 2. Analysis result for Gauss fitting.

크게 해야 하나, 그에 따른 계산시간 증가는 물론이고 국부처리 의미 자체가 침해될 우려가 있다.

그림 1과 2의 분석은 가정 1과 2를 만족하는 경우에 한정된 것임에도 시그마필터를 활용한 국부처리의 한계를 보여주고 있다. 이를 임의의 잡음을 포함한 영상의 잡음 평활과 에지 및 미세부분 향상에 부응시키기 위해서는 알고리즘의 수정과 보완이 필요하다.

### 2. 필터 파라미터의 적응 및 비중화

이동창을 사용한 국부처리는 창 화소들의 상관관계에 의해 적응처리 효과를 극대화함으로 영상을 재구성하는 접근 방식이다. 창이라는 제한된 국부영역에서 화소들의 유사성과 차별성 및 분포를 판단하므로 진행에 따라 창별로 서로 다른 특성을 갖고 알고리즘의 파라미터 값도 그 특성에 적응하여 변동한다. 이러한 국부처리의 연동성에 의해 공간필터나 히스토그램처리에서 나타나는 잡음 과향상이나 파문현상이 적다. 알고리즘의 처리 효과는 창의 형태와 크기 및 파라미터의 선정에 의존한다. 원영상의 영역별 구분이 명확하고 관측영상

의 히스토그램이 추정영역별로 차별되는 텍스트 영상과 같은 경우, 통계적 특성은 영역들을 구분하고 동일 영역의 유사성을 판단하는 지표가 될 수 있다. 시그마필터는 그러한 국부처리 기법 중의 하나이다. 화소의 판별과 회색도변환 변수로서 각각의 이동창에서의 국부통계값을 활용한다<sup>[4,6-8]</sup>.

영상전체의 잡음특성을 국부처리에 적용하기 위해서는 제 II 장 1절에서 고찰한 바와 같이 가정 1과 2에 근거한 기존의 시그마범위 설정으로는 한계가 있다. 국부처리에 적합한 수정이 필요하다.

조건 2: 영상의 전체  $(i, j)$ 에서 이동창  $w_{ij}$ 의 함수부합 파라미터를  $\alpha_{ij}$ , 표준편차를  $\sigma_{ij}$ 라 하고  $\{\alpha_{ij}\}$ 와  $\{\sigma_{ij}\}$ 의 히스토그램을  $H_\alpha$ 와  $H_\sigma$ 라 할 때,  $\alpha_h = \text{argmax} H_\alpha(\alpha_{ij})$  와  $\sigma_h = \text{argmax} H_\sigma(\sigma_{ij})$  를 만족하는  $\alpha_h$ 와  $\sigma_h$ 가 반드시 존재한다.

대상영상이 조건 2를 만족하는 경우 국부처리에 따른  $w_{ij}$  각각의 분포특성 파악이 가능하다. 함수부합으로 분포 유형과 그 정도 그리고 표준편차 값에 의해 그 범위를 알 수 있다. 이들을 파라미터로 하는  $\{w_{ij}\}$ 에 관한 통계적 접근이 가능하다. 시그마필터로 처리하려는 대상이 주로 식 (1)과 (2)에 해당하는 영상이므로 영역과 구간에서  $\{\alpha_{ij}\}$ 와  $\{\sigma_{ij}\}$ 는 차별적인 반응을 보인다. 더욱이  $\alpha_{ij}$ 는  $w_{ij}$ 의 모든 화소들을 대상으로 하기 때문에 기존의 시그마필터에서와 같은 화소 선별 작업이 생략된다. 인접화소들과 크게 다른 차이를 보이는 소수의 화소는 함수부합의 계산과정에서 제거 내지는 완화된다.

#### 가. 파라미터 선정

$\{w_{ij}\}$ 가 조건 2를 충족할 때 국부특성이  $\alpha_h$ 와  $\sigma_h$ 에 의해 주도되므로 식 (1)과 (2)의 모델을 갖는 영상에서  $\{w_{ij}\}$ 를 구하여 그 값을 산출한다. 이 때  $H_\alpha$ 와  $H_\sigma$ 의 분포상태를 고려하여  $\alpha_h$ 와  $\sigma_h$ 를 중심으로 하는 분포범위  $\beta_\alpha$ 와  $\beta_\sigma$ 를 설정한다. 본 연구에서 이동창 부합 함수는 1차 함수  $y=at+b$  이다. 가정 1과 2를 배제하고 단지 조건 2만을 충족하는 영상을 대상으로 하기 때문에 1차 함수의 경사도(gradient)와 상수 b는 잡음형태와 무관하게 범용으로 사용 가능하다는 이점이 있다<sup>[9]</sup>.  $w_{ij}$ 의 원소들을 회색도크기에 따라 오름차순으로 정리한 것을  $d_{ij}$ , ( $d_{ij} \in R^{1 \times m}$ )라 할 때,  $d_{ij}$ 에 함수부합을 실

시하여 그 계수  $a_{ij}$ 와  $b_{ij}$ 를 얻는다. 이로써  $\alpha_h = \{a_h, b_h\}$ 가 되고 시그마범위도  $\beta_\alpha = \{\beta_a, \beta_b\}$ 이 된다.  $\Delta = \{\beta_a, \beta_b, \beta_\sigma\}$ 라 할 때 그 값은 이동창의 크기에 따라 달라진다. 이때  $\Delta$ 는 히스토그램  $H_\alpha = \{H_a, H_b\}$ 와  $H_\sigma$ 로부터 산출할 것을 추천한다. 식 (1)과 (2) 및 조건 2를 만족하는 영상의 경우 대부분  $R_c \ll R_b$ 를 만족하여  $H_\alpha$ 와  $H_\sigma$ 는 가우스분포 또는 그와 유사한 분포를 하므로 이에 가우스함수를 부합시켜 표준편차를 기준으로 하는 범위를 구할 수 있다. 그리고 이 일련의 과정은 알고리즘에 포함되어 한 번의 프로그램 실행으로 완성되므로 영상잡음에 관한 사전인자나 수작업에 의한 시그마범위 계산의 번거로움이 없다.

이와 같이 구한  $\Delta$ 의 원소에 가중치  $\{e_1, e_2, e_3\}$ 를 곱하여  $\Delta_d = \{\Delta_a, \Delta_b, \Delta_\sigma\}$ , ( $\Delta_a = e_1\beta_a, \Delta_b = e_2\beta_b, \Delta_\sigma = e_3\beta_\sigma$ )로 하고 식 (6)과 (7)의 국부평균 및 국부표준편차와 함께 파라미터로 활용한다.

$$\bar{x}_w = \text{mean}(w_{ij}) = \frac{1}{m} \sum_{i,j} x_{ij} \quad (6)$$

$$\sigma_w = \left[ \frac{1}{m} \sum_{i,j} (x_{ij} - \bar{x}_w)^2 \right]^{1/2} \quad (7)$$

여기에 필요에 따라 중간값  $\tilde{x}_w = \text{median}(w_{ij})$ 이 추가될 수도 있다.

나. 적응처리와 영상향상

관측영상이 식 (1)과 (2)에서와 같이 영역들로 구성되어 있고 그 영역들의 경계부에 에지가 존재하며 배경 부분과 내용을 갖고 있는 부분으로 이루어져 있는 경우 영역특성에 의존하여 영상을 처리한다. 배경부분은 잡음을 제거하여 평활시키고 나머지 부분은 히스토그램을 조정하여 전체 영상을 향상한다.

현재고려중인화소  $x_{ij}$ 에서  $x_{ij}$ 가 중심화소인 이동창  $w_{ij} = \{x_k\}$ , ( $k=1,2,\dots, m$ )와 국부통계값  $\bar{x}_w, \sigma_w$ 에 대하여 식 (8)과 같이 평균을 취한다.

$$\bar{x}_{ij} = \frac{\sum_k \delta_k x_k}{\sum_k \delta_k} \quad (8)$$

여기서

$$\delta_{qs} = \begin{cases} 1, & \text{만약 } |x_k - \bar{x}_w| \leq \gamma \sigma_w, \gamma > 0 \text{ 인 상수} \\ 0, & \text{만약 } |x_k - \bar{x}_w| > \gamma \sigma_w \end{cases}$$

식 (8)에서  $\gamma \sigma_w$ 에 의해 범주를 제한함으로써 평균계산에 따른 임펄스잡음 요소에 의한 회색도변형을 차단한다.

$w_{ij}$ 의 국부통계값  $\bar{x}_w$ 과  $\sigma_w$ 를 근거로 식 (8)을 포함한  $x_{ij}$ 의 처리 후 값  $x'_{ij}$ 를 식 (9)와 같이 산출한다.

$$x'_{ij} = f(\sigma_w)(x_{ij} - \bar{x}_w) + \bar{x}_w \quad (9)$$

이 때 불연속함수  $f(\sigma_w)$ 를 함수부합 관련 계수  $a_{ij}, b_{ij}, a_h, b_h, \sigma_h$  및  $\Delta_d$ 에 대하여 식 (10)으로 설계한다.

$$f(\sigma_w) = \begin{cases} 0 & , \text{ if } (|a_{ij} - a_h| \leq \Delta_a) \text{ and } (|b_{ij} - b_h| \leq \Delta_b) \text{ and } (|\sigma_w - \sigma_h| \leq \Delta_\sigma) \\ \frac{|\sigma_w - \sigma_h|}{\sigma_w} & , \text{ otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

식 (10)에서  $f(\sigma_w) = 0$ 은  $w_{ij} \subset R_b$ 로서  $x_{ij}$ 가 배경영역에 속한 것임을 의미한다. "and" 조건에서  $(|b_{ij} - b_h| \leq \Delta_b)$ 는 배경부분과 함수부합이나 분포에서 동일하나 배경이 아닌 구역을 구별하여 제거한다. 조건에서  $\Delta_d$ 는 가중치  $\{e_1, e_2, e_3\}$ 에 의해 파라미터의 선호도가 결정된다. 두 번째 조건은 배경을 제외한 나머지 부분이다.  $f(\sigma_w)$ 값은 상수인  $\sigma_h$ 를 기점으로 좌우 상승값을 가지며  $(\sigma_w > \sigma_h)$  구간에서는 1 이하이나  $(\sigma_w < \sigma_h)$ 에서는 0보다 크다. 식 (9)의  $(x_{ij} - \bar{x}_w)$ 는 경우에 따라 (+)와 (-)가 되며 그 때의 분포상태  $f(\sigma_w)$ 와 곱해져서 회색도확장을 조정함으로써 영상 향상 효과를 유발한다.

현재고려중인화소가 전체화소  $(i,j)$ 에서 순차 진행하면서 매 이동창에서 식 (10)의 조건에 의해 영역을 판별하고 변환된 회색도값을 부여받는다. 배경영역은 식 (8)과 같이 확률적으로 선별된 화소군의 평균으로, 배경영역이 아닌 부분은  $f(\sigma_w)$ 에 의해 결정되는 적응처리 과정을 거친다. 그림 3은 식 (10)의 두 번째 조건에 해당하는 적응처리 개념도이다.

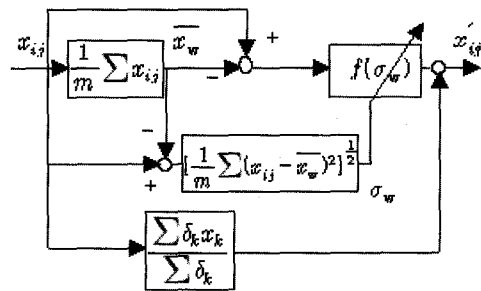


그림 3. 적응처리 개념도  
Fig. 3. A diagram of adaptive process.

에지부분에서는 배경영역에서와는 달리 회색도변화 폭이 상대적으로 커져  $\sigma_w > \sigma_h$ 로서  $f(\sigma_w) < 1$  이 되어  $(x_{ij} - \bar{x}_w)$ 에 곱해지므로 회색도확장에 따른 과향상이 억제된다. 배경과 에지가 아닌 내용에 속하는 영역은  $\sigma_w \approx \sigma_h$ 가 되어 그 차이만큼만 회색도폭을 조정하는 적응처리 효과가 있다.

이하 알고리즘의 과정을 단계별로 정리한다.

단계 1: 이동창  $w_{ij}$ 의 크기를 정한다.

단계 2: 전체 화소  $(i, j)$ 에서  $w_{ij}$ 를 진행하여  $\{a_{ij}\}$ ,  $\{b_{ij}\}$  및  $\{\sigma_{ij}\}$ 를 구하고 이들 각각의 히스토그램 분포에서  $a_h, b_h, \sigma_h$  및  $\Delta$ 를 산출한다.

단계 3: 화소  $(i, j)$ 의  $w_{ij}$ 에서  $\bar{x}_w$ 과  $\sigma_w$ 를 구하고 단계 2에서 얻은 파라미터와 함께 식 (8)과 (9)을 적용하여 영역관별을 통한 조정회색도  $x'_{ij}$ 를 산출한다.

단계 4: 단계 3을 전체 화소에 순차적으로 진행시켜  $\{x'_{ij}\}$ 을 구하여 영상을 재구성한다.

### III. 실험 및 고찰

제안된 방법의 성능 평가를 위하여 250X380 크기의 그림 4와 같은 회색도 JPEG 영상을 사용하였다. 그림 4 영상은 히스토그램 회색도 59~202의 범위이다. 그림 5는 이동창 크기 (3x3), (5x5), (7x7) 및 (9x9)의 네 경우에 대한 영상처리 결과이다. 이 때  $\gamma = 2, e_1 = e_2 = e_3 = 1$  로 하였다.

**고찰:** 창의 크기가 커질수록 배경영역의 평활화가 더욱 진행하여 잡음이 제거되고 에지와 내용을 담은 부분의 회색도차는 증가하여 영상향상 효과가 상승함을 알 수 있다.



그림 4. 실험영상  
Fig. 4. Image for experiment.

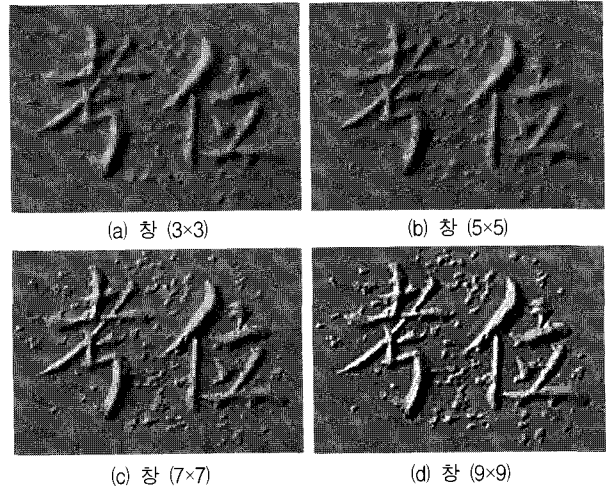


그림 5. 실험영상  
Fig. 5. Image for experiment.

표 1. 이동창 크기에 따른 값  
Table 1. Data with window size.

파라미터 \ 창	(3x3)	(5x5)	(7x7)	(9x9)
$a_h$	1.23	1.26	1.45	1.73
$b_h$	20.78	26.7	30.9	33.5
$\sigma_h$	0.49	1.42	1.63	1.73
$\Delta_a$	4.90	1.48	0.78	0.47
$\Delta_b$	83.4	81.5	84.2	89.3
$\Delta_\sigma$	12.0	11.1	10.9	9.3

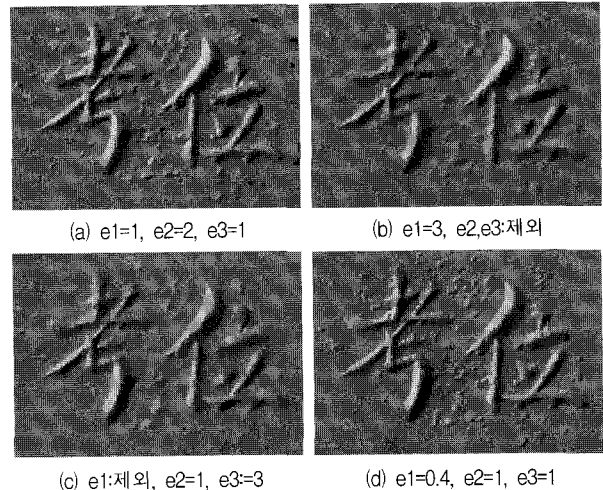


그림 6. 가중치 적용 결과  
Fig. 6. Results by applying weighting factors.

표 1은 이동창 크기에 따른 파라미터들의 값을 보이고 있다. 크기에 적응하면서 회색도변동 상태를 조정하고 있음을 알 수 있다.

그림 6은 창 (5x5)에서 가중치를 변화하여 처리한 결과이다. 값에 따라 특정 부분이 강조되거나 그림 (a)와 같이 처리되지 않는 부분들이 검은 점으로 발생하기도

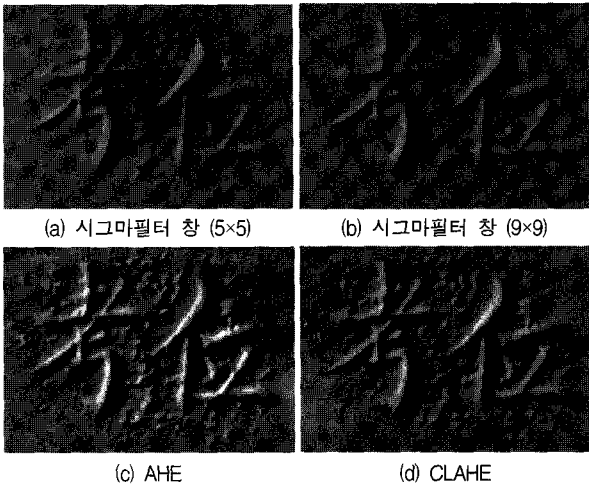


그림 7. 시그마필터와 다른 기법에 의한 결과  
 Fig. 7. Results from sigma filter and the other methods.

한다.

그림 7은 대상영상을 기존의 시그마필터(그림 (a)와 (b))와 영상향상기법인 AHE(adaptive histogram equalization) 와 CLAHE(contrast limited AHE)으로 처리한 것이다.

고찰: 시그마필터에서 창의 크기가 증가할수록 잡음제거에 의한 평활효과는 증가하나 흐려짐이 더욱 심해진다. 영상향상은 기대하기 어렵다. 그림 (c)와 (d)의 AHE와 CLAHE의 결과에서 에지부분 향상은 우수하나 배경영역 잡음을 키우는 과향상(over enhancement)이 발생한다.

#### IV. 결 론

기존의 시그마필터의 문제점을 국부통계 특성과 함수부합으로 보완하고 영역을 차별적으로 회색도변환 함으로 영상을 향상하는 기법을 고안하였다. 이동창에 의한 국부처리 과정에서 영역판별을 위한 파라미터들을 추출하였으며 이들 파라미터들에 가중치를 부여하여 처리과정에 유연성을 갖게 하였다. 산출된 파라미터는 국부통계값과 조합되어 판별과 적응처리를 수행하는 알고리즘을 형성한다. 현재 고려중인 화소의 순차 진행에 따라 평활화와 미세부분 향상이 선택적으로 수행되며 그에 따른 이득조정으로 적응처리 효과를 극대화하였다. 대상영상은 배경영역과 내용부분으로 이루어지고 잡음을 포함하는 텍스트 영상이다. 알고리즘 적용 결과, 배경영역은 평활화를 통해 잡음이 억제되고 에지와 내용부분은 회색도폭 증가에 따른 상세화로 영상 전체의

향상을 도모함을 실험을 통해 확인하고 기존의 시그마필터 및 다른 영상향상 기법들과 비교하였다.

#### 참 고 문 헌

- [1] A. Buades, B. Coll and J. M. Morel, "The staircasing effect in neighborhood filters and its solution," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 15, no. 6, pp. 1499-1505, June 2006.
- [2] D. Barash, "A fundamental relationship between bilateral filtering, adaptive smoothing and the nonlinear diffusion equation" *IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell.*, Vol. 24, no. 6, pp. 844-867, Jun. 2002.
- [3] J. S. Lee, "Digital image smoothing and the sigma filter," *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, Vol. 24, no.2 pp. 255-269, Nov. 1983.
- [4] S. H. Jung and N. C. Kim, "Adaptive image restoration of sigma filter using local statistics and human visual characteristics," *Electronics Letters*, Vol. 24, no. 4, pp. 201-202, Feb. 1988.
- [5] C. Daniel and F. S. Wood, *Fitting Equations to Data*, John Wiley & Sons, New York, 1980.
- [6] X. Z. Sun and A. N. Venetsanopoulos, "Adaptive schemes for noise filtering and edge detection by use of local statistics," *IEEE Trans. Circuits and Systems*, Vol. 35, no. 1, pp. 57-69, Jan. 1988.
- [7] T. Loupas, W. N. McDicken, and P. L. Allan, "An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic images," *IEEE Trans. Circuits and Systems*, Vol. 36, no. 1, pp. 129-135, Jan. 1989.
- [8] N. Halyo, Z. Rahman, and S. K. Park, "Information content in nonlinear local normalization processing of digital images," *Proc. SPIE Vol. 4388*, pp. 129-142, Aug. 2001.
- [9] P. Perona and J. Malik. "Scale space and edge detection using anisotropic diffusion." *IEEE Workshop on Computer Vision*, pp. 16-22, 1987.

#### 저 자 소 개



황 재 호(정회원)  
 1982년 2월 아주대학교  
 전자공학과 졸업(공학사)  
 1986년 2월 서울대학교 대학원  
 전기공학과 졸업  
 (공학석사)  
 1994년 2월 서울대학교 대학원  
 전기공학과 졸업  
 (공학박사)

1982년~1992년 전력연구원 부장대리  
 1992년~현재 한밭대학교 전자공학과 교수  
 <주관심분야: 영상신호처리, 비전, DSP, 멀티미디어>