

논문 2004-41SP-6-22

공간 히스토그램을 이용한 레벨 순서별 Recursive Median Filter

(Level order Recursive Median Filter by Spatial Histogram)

조 우 연*, 최 두 일**

(Woo Yeon Cho and Doo Il Choi)

요 약

히스토그램은 여러 가지 응용적인 측면에서 매우 유용한 방법이며, 단순한 계산법과 편리성이 강조되면서, 오늘날 디지털 이미지 프로세싱에서는 기본적인 방법이 되었다. 하지만 히스토그램을 사용하는 방법의 근본적인 한계점은 영상에서 픽셀의 공간적인 위치 정보를 없애 버린다는 것이다. 본 논문은 공간적인 위치정보를 포함한 히스토그램(공간 히스토그램)을 제시하여 영상을 재해석한다. 또한 그 결과를 이용하여 레벨 순서별 Recursive 메디안 필터를 구현 하였다. 제안한 Recursive 메디안 필터는 기존의 Recursive 메디안 필터와 비교 했을 때, 에지 보존 측면에서 상당 부분 개선된 결과를 보였다.

Abstract

Histogram is a very useful method on various practical aspect. With increasing importance of simple calculation method and convenience, it became the basic method in digital image processing nowadays. However, basic limit of using histogram is losing spatial position information of pixels on image. This paper reanalyzes image by presenting histogram with spatial position information(spatial histogram). Also using that result, level order recursive median filter is realized. Presented recursive median filter showed much improved results on edge maintenance aspect compared to existing recursive median filter.

Keywords : Histogram, Recursive Filter, Median Filter, Recursive Median Filter, FIR Filter, IIR Filter

I. 서 론

본 논문에서는 이미지 프로세싱에서 Recursive 필터의 안정성을 위한 전처리 방법을 제안한다. Recursive 필터를 위하여 선행되어지는 전처리 과정은 공간정보를 포함한 히스토그램(이하 공간 히스토그램)이다. 제안한 방법의 유용성을 검증하기위하여 기존의 Recursive 메디안 필터와 제안한 필터를 비교 검토한다.

본 장에서는 히스토그램과 FIR&IIR 필터, 메디안 필터의 특징을 간단히 살펴본다.

히스토그램은 디지털 영상 처리에서 가장 단순하면서도 유용한 도구 중의 하나이며 영상 안에서 픽셀들에 대한 명암 값의 분포를 나타 낸 것으로, 한 영상에서 밝은 점과 어두운 점이 분포하는데 그 분포의 범위와 값을 표현한 것이다. 이를 그래프로 나타낸 것을 히스토그램 그래프라고 하고, 히스토그램 그래프는 보통 막대 그래프로 나타낸다. 예를 들어 256 흑백 레벨 영상에서 명암 값의 범위는 0~255값을 가지고 있다. 히스토그램은 각 명암 값(level)의 빈도수를 조사하여 그래프의 높이로 나타내고, 영상에 대한 많은 정보를 가지고 있다^[1, p.88].

일반적으로 이미지 프로세싱에서 사용되는 IIR 필터는 작은 연산 량으로 빠른 응답 속도를 얻을 수 있는 장점을 지니고 있다. 반면, FIR 필터는 S/W에서 구현이 용이하고, 안정성을 보장받을 수 있는 장점을 지니고 있으므로, 현재는 H/W의 발전에 힘입어 빠른 연산

* 정회원, 공주대학교 정보통신공학부
(Division of Information & Communication Engineering, Kongju National University)

** 정회원, 공주대학교 전기전자정보공학과
(Division of Information & Communication Engineering, Kongju National University)

접수일자: 2004년5월7일, 수정완료일: 2004년7월12일

속도를 보장 받기 때문에 안정적 출력을 보장 받는 FIR 필터를 선호한다^[2, p.413]. 비선형 FIR 필터의 대표적인 예가 바로 메디안 필터^{[3][4]}인데 그 출발은 1970년대에서 부터 시작 되었다. 1차원 메디안 필터는 Tukey^[5]에 의해 제안되었고, 그의 확장형태인 2차원 메디안 필터^[6]는 Pratt에 의해 논의 되었다.

메디안 필터는 IIR 필터로도 적용이 되는데, 이 IIR 메디안 필터를 우리는 Recursive 메디안 필터라 한다. 일반적인 선형 IIR 필터와는 다르게, Recursive 메디안 필터는 피드백 필터의 가중 값에 의해 값이 얻어짐에도 불구하고, 항상 안정한 BIBO 특성을 지니면서, 동시에 Non-Recursive 필터의 장점 또한 제공한다^[7].

Recursive 메디안 필터 또한 많은 부분에서 연구가 진행되었다. T.A. Nodes가 제안한 Recursive 메디안 필터^[8]는 잡음에 강한 특성을 가진 거의 완벽에 가까운 스톱-밴드 특성을 지닌 선형 IIR 필터의 장점을 언급했고, 필터 윈도우에 가중치를 주어 기존 메디안 필터 보다 예지 보존 측면에서 개선된 점을 보이는 가중 메디안 필터^[9]는 D.R.K. Brownrig가 1984년에 제안하였다. 그 이후 가중 메디안 필터의 특정 형태인 Center 가중 메디안 필터^[10]가 안정적인 특징을 보이며, 디지털 이미지 프로세싱에서 많이 쓰이고 있다. 앞에서 언급한 가중 메디안 필터와 Recursive 메디안 필터의 장점을 살린 Recursive 가중 메디안 필터^[11]를 Olli Yli-Harja가 1991년에 제안하여 Recursive 메디안 필터의 장점을 극대화 하였다.

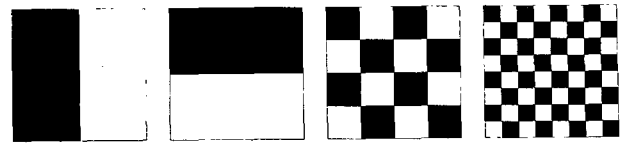
본 논문의 II장은 디지털 이미지 프로세싱에서 히스토그램의 장단점을 살피고, 공간 히스토그램 정의와 알고리즘을 소개하고, 구현을 살펴본다. III장에서는 II장에서 소개된 공간 히스토그램을 이용하여 레벨 순서별 Recursive 메디안 필터 등을 적용하여 그 유용성에 대해 알아본다. IV장에서는 기존의 필터들과 객관적인 비교 검토를 하고, V장에서 결을 맺는다.

II. 공간 히스토그램

본 절에서는 디지털 영상 처리에서 가장 간단하면서 유용한 방법 중의 하나인 히스토그램과 히스토그램의 단점을 알아본다. 또한 히스토그램의 단점을 해결하는 해법을 제시하고, 그 응용분야를 제시한다.

1. 기존 히스토그램의 성질 및 단점

원 영상을 가지고 히스토그램을 수행하면, 영상 보정,



(a) chess 1 (b) chess 2 (c) chess 3 (d) chess 4

그림 1. 같은 히스토그램을 갖는 서로 다른 체스판 영상
Fig. 1. Different chess Image have same histogram.

영상 분할, 영역검출^{[1, p.94][12, p.65]} 등 다양한 형태로 응용이 가능하지만, 히스토그램 자체로는 공간정보가 없기 때문에 영상을 정확하게 판단하기 어렵다. 히스토그램의 근본적인 한계점은 영상에서 픽셀의 공간적인 위치 정보를 없애 버린다는 것이다. 히스토그램은 단지 전반적인 명암 값의 분포만을 기술한다. 따라서 서로 다른 공간적인 분포를 가지는 여러 개의 영상도 같은 히스토그램을 가질 수 있는 것이다.

예를 들어 흑과 백이 좌우 정확히 반반인 영상과 체스 판처럼 생긴 흑과 백 면적이 반반인 영상을 히스토그램 화 하면 두 영상에 대한 히스토그램 값은 같음을 알 수 있다. 이런 근본적인 이유들로 인해 복잡한 영상에 대해서는 히스토그램을 사용하는 것이 힘들다.

위 네 개의 그림(크기 : 256×256, 1bit 흑백)은 영상이 각각 다름에도 불구하고, 히스토그램이 각각 0일 때 32,768, 1일 때 32,768 로 (a),(b),(c),(d) 모두 같음을 알 수 있다. 위의 예는 히스토그램이 같은 물체에 속하는 픽셀들이 공간적으로 접근되어 있다는 점을 나타내지 못하면서 생기는 오류이다.

2. 공간 히스토그램의 정의

공간 히스토그램의 기초는 히스토그램 검출 시 누적 순서를 기억하면, 공간 정보를 얻을 수 있다는 것에서 부터 시작한다.

공간 히스토그램($l(h, a)$)이란 히스토그램 검출 시 레벨별 누적순서를 보여주는 함수 이다. 이때 $l()$ 은 레벨 값, h 는 레벨 값 $l()$ 에 해당되는 히스토그램, a 는 누적순서이다.

$$l(h, a) = S(f(x, y)) \tag{1}$$

이 때 $f(x, y)$ 는 2차원 영상의 명암정보를 가지는 함수이고, x 와 y 는 2차원 평면의 한 점을 지시하고, f 는 임의의 한 점 (x, y) 에서 명암 레벨을 의미한다.

표1은 320×240크기의 256레벨의 영상을 숫자로 나타낸 것이다.

표 1. 영상의 공간위치, 픽셀 수, 레벨을 숫자로 표현

Table 1. Numeric of spatial position, pixel No. and level for image.

(x,y) =	(0,0)	(0,1)	(0,2)	(0,319)
i =	0	1	2	319
f(x,y) =	230	231	120	75
(x,y) =	(1,0)	(1,1)	(1,2)	(1,319)
i =	320	321	322	639
f(x,y) =	233	130	150	80
(x,y) =	(2,0)	(2,1)	(2,2)	(2,319)
i =	640	641	642	959
f(x,y) =	200	128	127	88
(x,y) =
i =
f(x,y) =
(x,y) =	(239,0)	(239,1)	(239,2)	(239,319)
i =	76480	76481	76482	76799
f(x,y) =	126	148	150	57

표1에서 진한부분의 픽셀이 $f(2, 2) = 127$ 인데 이를 $S()$ 변환하면 $S(f(2, 2)) = l(h, 642) = 127$ 가 된다. 즉, 642번째에 명암 값 127레벨이 누적된다. 이때 h 는 히스토그램이 계속 누적되고 있는 상황이므로 프로세스가 끝나야 결정된다.

함수 $S()$ 는 2차원 영상을 공간 히스토그램으로 변환하는 함수로서 변환 알고리즘은 다음과 같다.

$S()$ transformation algorithm.

1. Prepare level table.

$$f(x, y), \quad \begin{matrix} 0 \leq x < ROW, \\ 0 \leq y < COL \end{matrix}$$

$$l(h, a), \quad \begin{matrix} 0 \leq l() < levelMAX, \\ 0 \leq a < ROW \times COL \end{matrix} \quad (2)$$

2. Compute histogram.

Record the accumulated order(i) where correspond with the level of level table and level value f where correspond to (x, y) .

The accumulated order(i) is described by

$$i = x \times ROW + y \quad (3)$$

3. Repeat the second list from (x, y) to (ROW, COL) starting $(0, 0)$

$$\left[\begin{array}{l} \text{for } x=0 \text{ to } ROW \\ \text{for } y=0 \text{ to } COL \\ \quad h = \text{compute histogram} \\ \quad i = x \times ROW + y \\ \quad a = i \\ \quad l(h, a) = f(x, y) \end{array} \right] \quad (4)$$

위 과정의 첫 번째 단계는 영상 $f(x, y)$ 에 대한 레벨

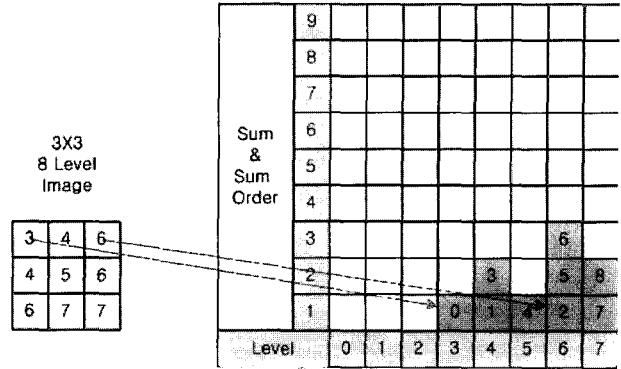


그림 2. $S()$ 변환
Fig. 2. $S()$ transform.

테이블 $l(h, a)$ 을 준비하는 과정이다. 예를 들어 128×128 크기와 256레벨을 가지고 있는 흑백영상이라면, 식 (2)는

$$f(x, y), \quad \begin{matrix} 0 \leq x < 128, \\ 0 \leq y < 128 \end{matrix}$$

$$l(h, a), \quad \begin{matrix} 0 \leq l() < 256, \\ 0 \leq a < 128 \times 128 \end{matrix}$$

과 같이 되며 레벨 테이블 $l(h, a)$ 는 가로(레벨 값)가 256 세로(영상의 크기)가 $128 \times 128 = 16384$ 인 레벨 테이블을 준비하게 된다.

두 번째 단계로 히스토그램을 계산하는데, 임의의 점 (x, y) 에 해당하는 레벨 값 f 와 레벨 테이블의 레벨이 일치하는 부분에 누적 순서(i)를 기록한다. 이때 누적 순서(i)는 식(3)이다. 이 단계가 공간히스토그램을 기록하는 단계이다.

세 번째로 x 와 y 가 $(0,0)$ 에서 (ROW, COL) 될 때까지 2번 항목을 순차적으로 반복한다. (4)식은 두 번째와 3번째 항목에 대한 의사 C 코드이다.

그림 2는 8레벨 3×3 크기의 영상을 가지고 $S()$ 알고리즘을 수행하는 과정이다.

$(0,0)$ 의 레벨 값은 3이고 이를 $S()$ 변환하면 레벨 3에 0이 입력된다. 마찬가지로 $(0,2)$ 의 레벨 값은 6이고 이를 $S()$ 변환하면 레벨 6에 2가 기억된다. 이를 $(2,2)$ 까지 반복수행하면 레벨 테이블이 완성된다.

위와 같이 작성된 레벨 테이블은 히스토그램의 연산 과정에서 누적순서를 기록 한 것으로서 히스토그램의 성질을 그대로 갖고 있고, 누적순서를 재처리하면 그 정보가 공간 정보가 되므로, 기존 히스토그램이 지니고 있던 공간정보가 없어지는 결점을 보완했다. 이는 레벨 테이블 만 가지고 원래 영상을 손실 없이 복원할 수 있

으므로 따로 영상 정보를 가지고 있을 필요가 없게 된다. 즉, 레벨 테이블 자체로 새로운 영상 파일 포맷으로 전환이 가능하다.

또한 영상 자체가 레벨별로 분류 되어있기 때문에 영상의 분할, 영역 추출, 영상 인식 등에 쉽게 활용될 수 있고, 잡음제거 역시 쉽게 될 수 있을 것으로 예상되어 영상분야에 많은 부분 활용될 것으로 전망된다. 간단한 예로 영역 추출의 과정중 하나인 중간 값 제거를 위한 알고리즘을 일반적으로 수행하려면 모든 픽셀에 대해서 비교 검색을 수행하여 조건을 만족하는 함수를 적용하는 형식으로 진행을 하게 된다. 따라서 해당 알고리즘의 반복횟수는 최소한 적용되어질 이미지의 픽셀수와 같다.

만일 공간 히스토그램 형식으로 위의 알고리즘을 수행한다면, 중간제거 될 레벨과 해당 영역을 이미 알고 있으므로 해당영역 사이의 히스토그램 값의 합만큼만 알고리즘을 수행하면 되므로 연산량이 기존의 방법보다 줄어들게 된다.

3. 공간 히스토그램의 역변환

공간 히스토그램은 영상의 활용 분야에 있어서 장점을 가지고 있지만, 컴퓨터의 표준 영상체계와는 상이하므로 데이터를 다시 표준체계에 맞는 포맷으로 변환을 해야 시각적으로 확인을 할 수 있다.

공간 히스토그램을 2차원 영상으로 변환하는 과정을 $S^{-1}()$ 변환이라고 한다.

이를 수식으로 표현하면

$$f(x, y) = S^{-1}(l(h, a)) \tag{5}$$

과 같이 정의 할 수 있다.

이때 $f(x, y)$ 는 2차원 영상이고, $l(h, a)$ 는 공간 히스토그램이고, $S^{-1}()$ 변환 알고리즘은 다음과 같다.

$S^{-1}()$ transformation algorithm.

1. Set 2-D gray level image

$$\left[\begin{array}{l} l(h, a), \quad 0 \leq l < levelMAX, \\ \quad \quad \quad 0 \leq a < ROW \times COL \\ f(x, y), \quad 0 \leq x < ROW, \\ \quad \quad \quad 0 \leq y < COL \end{array} \right] \tag{6}$$

2. Transform the a of random accumulated

order value into (x, y) , and then save corresponding value $l(h, a)$ at $f(x, y)$.

(y is integer value a divided by ROW , x is the residual)

$$\begin{aligned} y &= a/ROW \\ x &= a \% ROW \end{aligned} \tag{7}$$

(% is residual operator)

3. Repeat the second list from $l = l_{min}$ to $l = l_{max}$.

$$\left[\begin{array}{l} \text{for } l = l_{min} \text{ to } l_{max} \\ \text{for } a = a_{l_{min}} \text{ to } a_{l_{max}} \\ \quad y = a/ROW \\ \quad x = a \% ROW \\ \quad f(x, y) = l(h, a) \end{array} \right] \tag{8}$$

$S^{-1}()$ 변환 알고리즘의 첫 번째 단계로서 2차원 흑백영상의 배열을 설정한다. 즉, $l(h, a)$ 의 설정을 보고 복원할 영상 $f(x, y)$ 의 가로 세로 크기와 레벨 단계를 결정하게 된다.

두 번째 단계로 임의의 누적 순서 값 a 를 2차원 영상위치 점 (x, y) 로 변환한다. 그리고 그 때 해당하는 값 $l(h, a)$ 을 $f(x, y)$ 에 저장한다. 이때 x 와 y 는 식 (7)을 따른다. 이런 과정을 공간 히스토그램의 레벨 값이 $l = l_{min}$ 부터 $l = l_{max}$ 가 될 때까지 두 번째 항목을 순차적으로 반복하면 공간 히스토그램의 역변환이 완성된다. 식(8)은 $S^{-1}()$ 알고리즘의 2,3번 항목을 의사 C 코드로 작성한 것이다.

다음은 레벨 테이블을 가지고 2차원 8레벨 흑백영상으로 복원하는 $S^{-1}()$ 알고리즘을 수행하는 과정이다.

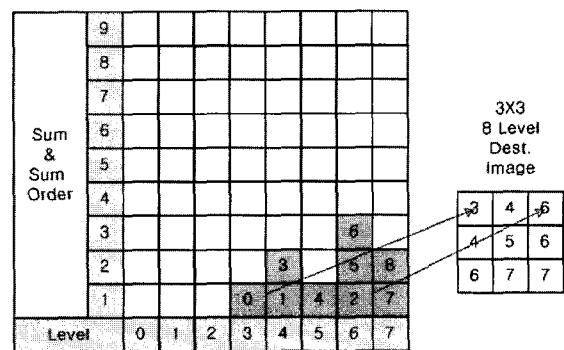


그림 3. $S^{-1}()$ 변환
Fig. 3. $S^{-1}()$ transform.

따라서 $S()$ 변환과는 다음과 같은 관계가 성립 될 수 있다.

$$\begin{aligned} l(h, a) &= S(f(x, y)) \\ f(x, y) &= S^{-1}(l(h, a)) \end{aligned} \quad (9)$$

III. 레벨 순서별 Recursive 메디안 필터

본 절은 2절에서 제안한 공간 히스토그램을 이용하여 레벨 순서별 Recursive 메디안 필터를 설계했다. 제안한 Recursive 메디안 필터는 본문 II.2의 마지막부분에서 언급했듯이 공간 히스토그램의 여러 가지 응용 분야 중 하나의 예로서 처리되는 부분으로 생각하고, 만일 기준에 공간 히스토그램이 존재한다면, 제안한 알고리즘을 간편한 개념으로 이용할 수 있다는 것을 전제한다.

일반적으로 2차원 영상에서 대부분의 필터는 공간적인 순서로 필터를 수행하게 된다. 만일 디지털 이미지의 명암에 대한 함수를 $f(x, y)$ 라 하면, 일반적으로 $f(0, 0)$ 은 영상의 왼쪽 상단의 첫 픽셀의 명암 값을 의미하며, $f(0, 0)$ 을 시작으로 해서 그림 4의 x축과 y축의 방향으로 필터를 수행한다. 그림 4는 $N \times M$ 크기의 디지털 영상을 도식적으로 표현한 것이다.

일반적으로 임펄스 잡음의 제거를 위해서는 메디안 필터가 가장 효과적이며 구현상 간단한 것으로 알려져 있다. 만일 필터의 길이가 $2m + 1$ 이라면, 메디안 필터의 식은 식(10)과 같이 정의된다.

$$y(n) = med[x(n - m), \dots, x(n), \dots, x(n + m)] \quad (10)$$

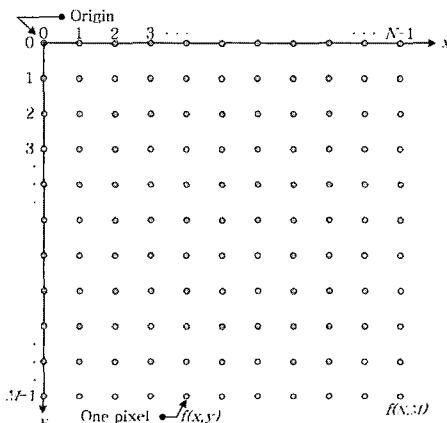


그림 4. 디지털 영상의 구성
Fig. 4. Digital Image form.

이때, $x(n)$ 과 $y(n)$ 은 입력과 출력 열이다.

메디안 필터의 간단한 응용 형태인 Recursive 메디안 필터^[6]는 전에 수행했던 출력 값을 다시 입력으로 사용하여 얻어진다.

$$y(n) = med[y(n - m), y(n - m + 1), \dots, y(n - 1), x(n), \dots, x(n + m)] \quad (11)$$

이는 일반 영상특성상 이웃해 있는 화소와 관련도가 높으므로 충분히 설득력 있는 프로세싱임에는 틀림이 없다. 하지만 메디안 필터의 결과인 그림 6과 Recursive 메디안 필터의 결과인 그림 7의 CZP*를 살펴보면 두 CZP의 형태는 사뭇 다르다. 즉, 그림 7에서는

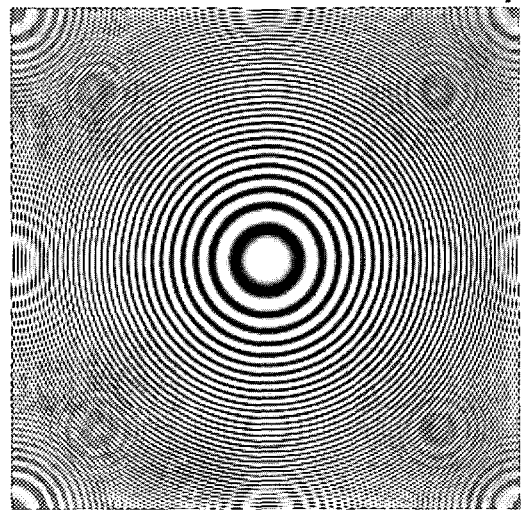


그림 5. CZP(Circular Zone Plate)
Fig. 5. CZP(Circular Zone Plate).

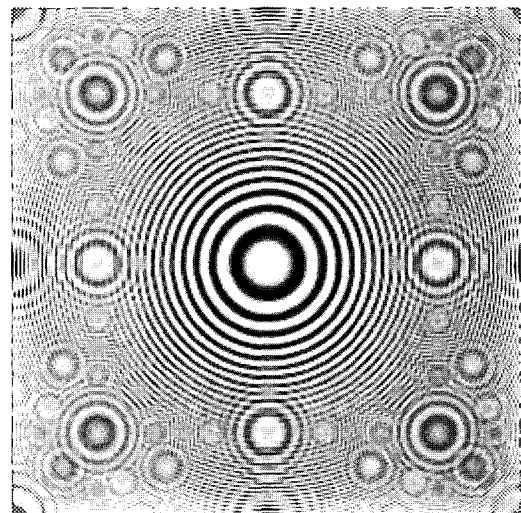


그림 6. 메디안 필터링 된 CZP
Fig. 6. Median filtered CZP.

* czp : (Circular Zone Plate) 2차원 주파수 특성을 적시하는 테스트 패턴.

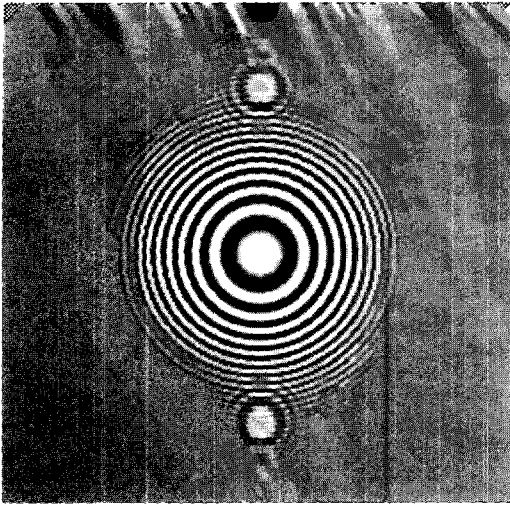


그림 7. Recursive 메디안 필터 된 CZP
Fig. 7. Recursive Median Filtered CZP.

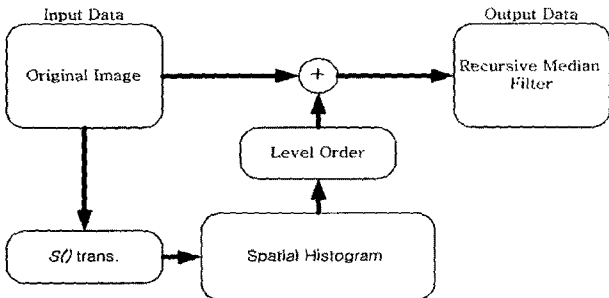


그림 8. 레벨 순서별 Recursive 메디안 필터 블록도
Fig. 8. Recursive Median Filter Block diagram to Level Order.

고주파 부분의 영상이 많이 필터링이 되어 있음을 알 수 있다. 이는 메디안 필터보다 탁월한 필터링 능력을 보여주는 것이라 할 수 있지만, 고주파 영역의 영상들의 대부분이 손실이 되어 원영상의 데이터를 많이 잃게 됨을 보여준다.

본 설계의 기본 아이디어는 일반적으로 점 잡음은 이웃해있는 화소와 관련이 없고, 주변화소와 비교해볼 때 매우 극단적인 값을 지니고 있는 특성이 있으므로, 극단적인 값 먼저 Recursive 메디안 필터링을 수행을 하여 Recursive 메디안 필터의 장점을 부각시키자는 것이다. 즉, 공간 히스토그램의 정보를 이용하여 레벨 순서별 Recursive 메디안 필터링을 수행하는 것을 기본 알고리즘으로 한다. 영상에서 극단적인 값이라 함은 영상의 최대 혹은 최소값으로, 8bit 흑백 영상에서는 최대값이 255이고 최소값이 0이다.

전체적인 알고리즘은 그림8과 같다. 원 영상에서 S() 변환을 통하여 공간 히스토그램을 추출한 후 이를 바탕으로 레벨별 순서를 이용한 Recursive 메디안 필터를 수행한다.

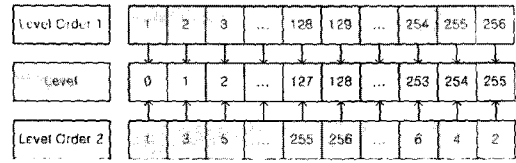


그림 9. 레벨 순서의 두 가지 방법
Fig. 9. two Method of Level Order.

본 논문에서는 레벨별 순서를 이용한 Recursive 메디안 필터를 두 가지 방법을 사용하였다. 두 가지 방법은 A. B.와 같다.

A. 순차적 레벨 순서에 의한 Recursive 메디안 필터(HRMF)에 의한 방법

B. 극단적 레벨 순서에 의한 Recursive 메디안 필터(HRMF2)에 의한 방법

첫 번째는 레벨별 순서를 레벨의 최소값(0)에서 최대값(255)로 증가 시키면서 레벨순서를 결정하고 (그림 9의 Level Order 1), 두 번째 방법은 극단적인 값을 우선순위로 하여 레벨순서를 결정(그림 9의 Level Order 2) 했다. 즉, 첫 번째 방법은 레벨을 0, 1, 2, 3, ..., 254, 255 순으로 점진 적으로 진행 했고, 두 번째 방법은 Level을 0, 255, 1, 254, ..., 127, 128 순으로 레벨 순서를 결정해서 수행 하였다. 두 가지 방법은 그림 9에서 보여 주고 있다.

본 절에서는 두 가지 방법 중 첫 번째 방법(HRMF)에 의한 방법의 예를 들것이다. 두 번째 방법(HRMF2)은 첫 번째 방법과 그 순서만 다를 뿐 전체적인 흐름은 유사하므로 생략하도록 하겠다.

그림 10은 메디안 필터, Recursive 메디안 필터, 제안한 HRMF의 차이에 대한 예이며, 2D Image의 명암 데이터를 수치화한 일부분이다. Filter의 마스크를 3x3(길이 : 9)로 설정하여 각 필터를 수행하였다. 계산상의 편의를 위해 필터링에 적용되는 부분은 명암데이터에서 굵은 글씨체 부분만 수행하는 것으로 했다.

그림 10의 (a)는 임의의 영상에 대한 명암 값의 일부분을 수치화 한 것이며, 굵은 선으로 테두리 되어 있는 부분은 Filter의 마스크를 표현한 것이다. 이때 필터 마스크를 3x3(길이 : 9)로 설정한 것이다. 원 영상에서 굵은 글씨체로 보이는 부분이 필터링 될 대상이며, 계산상의 편의를 위해 적용되는 픽셀을 17, 135, 127, 134, 144, 21로 제한하였다.

(b), (c), (d)는 각각 메디안 필터를 수행한 결과, Recursive 메디안 필터를 수행한 결과, 제안한 Recursive 메디안 필터를 수행한 결과를 표현한 것이

128	130	113	114	108
109	17	135	127	138
97	134	144	21	135
100	151	120	125	131

(a) 원본 이미지 레벨의 일부
(a) Part of Original image level

128	130	113	114	108
109	128	128	127	138
97	128	128	128	135
100	151	120	125	131

(c) (a)의 데이터를 RMF 수행한 결과
(c) RMF result for (a) data.

128	130	113	114	108
109	128	127	127	138
97	120	127	131	135
100	151	120	125	131

(b) (a)의 데이터를 SMF 수행한 결과
(b) SMF result for (a) data.

128	130	113	114	108
109	128	130	131	138
97	128	130	131	135
100	151	120	125	131

(d) (a)의 데이터를 HRMF 수행한 결과
(d) HRMF result for (a) data.

그림 10. (a)의 데이터를 SMF(b), RMF(c), HRMF(d) 수행한 결과
Fig. 10. SMF(b), RMF(c) and HRMF(d) result for (a) data.

며, 아래 전개되어 있는 식(12), (13), (14)은 그림 10의 (b), (c), (d)의 결과를 도출하기위한 프로세스이다.

먼저 메디안 필터를 수행하는 과정은 식(10)에 의해 식(12)과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned}
 y(1) &= med [128, 130, 113, 109, \overline{17}, 135, 97, 134, 144] \\
 &= med [17, 97, 109, 113, 128, 130, 134, 135, 144] = 128 \\
 y(2) &= med [130, 113, 114, 17, \overline{135}, 127, 134, 144, 21] \\
 &= med [17, 21, 113, 114, 127, 130, 134, 135, 144] = 127 \\
 y(3) &= med [113, 114, 108, 135, \overline{127}, 138, 144, 21, 135] \\
 &= med [21, 108, 113, 114, 127, 135, 135, 138, 144] = 127 \\
 y(4) &= med [109, 17, 135, 97, \overline{134}, 144, 100, 151, 120] \\
 &= med [17, 97, 100, 109, 120, 134, 135, 144, 151] = 120 \\
 y(5) &= med [17, 135, 127, 134, \overline{144}, 21, 151, 120, 125] \\
 &= med [17, 21, 120, 125, 127, 134, 135, 144, 151] = 127 \\
 y(6) &= med [135, 127, 138, 144, \overline{21}, 135, 120, 125, 131] \\
 &= med [21, 120, 125, 127, 131, 135, 135, 138, 144] = 131
 \end{aligned}
 \tag{12}$$

적용된 원본 픽셀이 {17, 135, 127, 134, 144, 21}에서 {128, 127, 127, 120, 127, 131}로 변환되었다.

Recursive 메디안 필터를 수행하는 과정은 식(11)에 의해 식(13)과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned}
 y(1) &= med [128, 130, 113, 109, \overline{17}, 135, 97, 134, 144] \\
 &= med [17, 97, 109, 113, 128, 130, 134, 135, 144] = 128 \\
 y(2) &= med [130, 113, 114, 128, \overline{135}, 127, 134, 144, 21] \\
 &= med [21, 113, 114, 127, 128, 130, 134, 135, 144] = 128 \\
 y(3) &= med [113, 114, 108, 128, \overline{127}, 138, 144, 21, 135] \\
 &= med [21, 108, 113, 114, 127, 128, 135, 138, 144] = 127
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 y(4) &= med [109, 128, 128, 97, \overline{134}, 144, 100, 151, 120] \\
 &= med [97, 100, 109, 120, 128, 128, 134, 144, 151] = 128 \\
 y(5) &= med [128, 128, 127, 128, \overline{144}, 21, 151, 120, 125] \\
 &= med [21, 120, 125, 127, 128, 128, 128, 144, 151] = 128 \\
 y(6) &= med [128, 127, 138, 128, \overline{21}, 135, 120, 125, 131] \\
 &= med [21, 120, 125, 127, 128, 128, 131, 135, 138] = 128
 \end{aligned}
 \tag{13}$$

적용된 원본 픽셀이 {17, 135, 127, 134, 144, 21}에서 {128, 128, 127, 128, 128, 128}로 변환되었다.

제한한 Recursive 메디안 필터를 수행하는 과정은 먼저 공간 히스토그램의 과정을 거친다. 자세한 과정은 2절의 S() 변환에서 언급했으므로 그 결과에 의해 레벨 순으로 Recursive 메디안 필터를 수행하는 순서를 정하면 원본 픽셀이 {17, 21, 127, 134, 135, 144} 순으로 변환된다. 따라서 레벨 순에 의해 Recursive 메디안 필터를 수행하면 식(14)과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned}
 y(1) &= med [128, 130, 113, 109, \overline{17}, 135, 97, 134, 144] \\
 &= med [17, 97, 109, 113, 128, 130, 134, 135, 144] = 128 \\
 y(2) &= med [135, 127, 138, 144, \overline{21}, 135, 120, 125, 131] \\
 &= med [21, 120, 125, 127, 131, 135, 135, 138, 144] = 131 \\
 y(3) &= med [113, 114, 108, 135, \overline{127}, 138, 144, 131, 135] \\
 &= med [108, 113, 114, 127, 131, 135, 135, 138, 144] = 131 \\
 y(4) &= med [109, 128, 135, 97, \overline{134}, 144, 100, 151, 120] \\
 &= med [97, 100, 109, 120, 128, 134, 135, 144, 151] = 128 \\
 y(5) &= med [130, 113, 114, 128, \overline{135}, 131, 128, 144, 131] \\
 &= med [113, 114, 128, 128, 130, 131, 131, 135, 144] = 130 \\
 y(6) &= med [128, 130, 131, 128, \overline{144}, 131, 151, 120, 125] \\
 &= med [120, 125, 128, 128, 130, 131, 131, 144, 151] = 130
 \end{aligned}
 \tag{14}$$

적용된 원본 픽셀이 {17, 135, 127, 134, 144, 21}에서 {128, 130, 131, 128, 130, 131}로 변환되었다.

같은 방법으로 CZP에 대하여 두 가지 제한한 Recursive 메디안 필터를 수행한 결과는 그림 11, 12와 같고 이는 그림 6과 7, 즉, 메디안 필터링 된 CZP와 Recursive 메디안 필터링 된 CZP와 비교했을 때 메디안 필터보다는 고주파에 대한 필터링 특성이 우수하고, Recursive 메디안 필터링 된 영상보다 에지 보존 특성이 좋은 중간적인 결과를 보여준다. 따라서 제한한 Recursive 메디안 필터는 기존의 Recursive 메디안 필터 보다 안정적인 응답 특성을 보여주고 있다.

제한한 필터가 이러한 결과를 보여주는 이유는 기존 Recursive 메디안 필터에 비해 공간상 연속적인 recursive 연산을 하지 않고 잡음(극단적인 값)을 찾아 들어

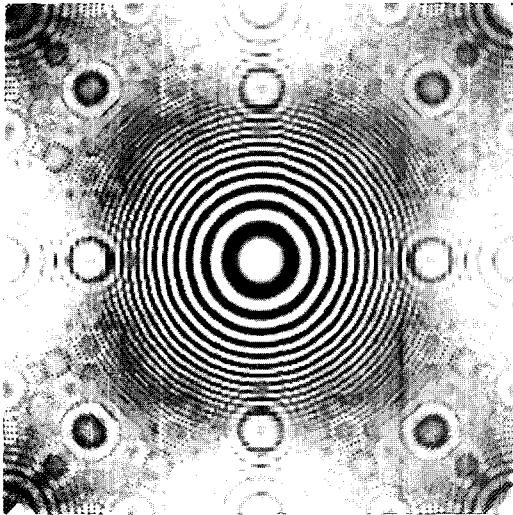


그림 11. 제안한 Recursive 메디안필터가 적용된 CZP

Fig. 11. Proposed Recursive median filtered CZP.

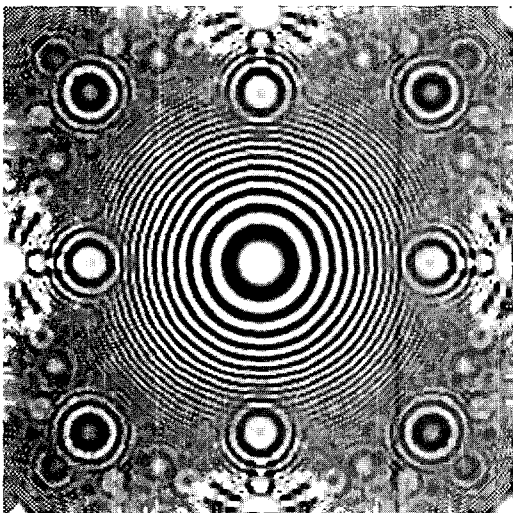


그림 12. 제안한 Recursive 메디안필터2가 적용된 CZP

Fig. 12. Proposed Recursive median2 filtered CZP.

가 먼저 필터링을 하기 때문에 차단 특성이 완만하므로 에지 보존 특성이 우수하다. 다시 말해 제안한 필터의 특징은 공간상 비연속적인 Recursive 필터 특징을 가지고 있다고 할 수 있다. 반면 제안한 Recursive 메디안 필터는 Recursive 필터가 가지는 특성 때문에 Non-Recursive 메디안 필터보다 차단 특성이 급격할 수밖에 없으므로 잡음제거에 탁월한 효과를 나타낼과 동시에 강한 영상왜곡이 생긴다.

제안한 필터의 객관적인 검증을 위해 크기가 256×256 이고, 분포 값이 $0 \sim 255$ 사이 값을 가지고 있으며, 평균이 128이고 분산이 800인 특성을 가지고

표 2. 가우시안 분포를 가진 입력 신호에 대한 각 필터의 출력신호 분산

Table 2. Output Variances of each Filters when Input signal with the Gaussian distribute.

Window Size $N \times N$	Median Filter	Recursive Median Filter	제안한 Recursive Median Filter	제안한 Recursive Median Filter2
3×3	139.4830	33.7442	113.8214	74.5260
5×5	53.3825	5.4595	37.2704	22.9897
7×7	27.9724	4.6651	18.3873	10.7008

있는 독립 시행 가우시안 분포를 가진 2차원 입력신호를 가지고 메디안 필터와 Recursive 메디안 필터, 제안한 Recursive 메디안 필터 두 가지를 각각 3×3 , 5×5 , 7×7 에 대해 분산을 구해 비교했다.

표 2.에서 보듯이 Recursive 메디안 필터는 메디안 필터보다 차단 특성이 매우 급격하여 분산이 매우 낮음을 볼 수 있고, 제안한 Recursive 메디안 필터들은 두 종류 모두 메디안 필터 보다는 분산이 낮지만 비슷한 수치를 나타내고 있어 메디안 필터와 유사한 차단 특성을 보여주고 있다. 이는 제안한 필터가 Recursive 필터임에도 불구하고 완만한 차단특성을 보여주고 있음을 설명하고 있다.

III. 실험 및 결과 고찰

본 절에서는 앞장에서 언급한 알고리즘을 바탕으로 다음과 같은 Filter를 구현하였다.

1. 순차적인 레벨 순서에 의한 Recursive 메디안 필터 (HRMF)
2. 순차적인 레벨 순서에 의한 Recursive 가중 메디안 필터(HRWMF)
3. 순차적인 레벨 순서에 의한 Recursive Center 가중 메디안 필터 (HRCWMF)
4. 극단적인 레벨 순서에 의한 Recursive 메디안 필터 (HRMF2)
5. 극단적인 레벨 순서에 의한 Recursive 가중 메디안 필터 (HRWMF2)
6. 극단적인 레벨 순서에 의한 Recursive Center 가중 메디안 필터 (HRCWMF2)

본 절에서는 구현한 필터의 객관적인 성능 비교를 위해 이미 잘 알려진 메디안 필터(SMF : Standard Median Filter)와 Recursive 메디안 필터(RMF : Recur

-sive Median Filter)를 주어진 영상에 대하여 비교 검토를 했다. 또한 가중 메디안 필터(WMF : Weighted Median Filter), Center 가중 메디안 필터(CWMF : Center Weighted Median Filter), Recursive 가중 메디안 필터(RWMF : Recursive Weighted Median Filter)와 Recursive Center 가중 메디안 필터(RCWMF : Recursive Center Weighted Median Filter)도 함께 비교하였다. 비교방법을 위해 사용된 영상은 8 비트, 256×256 픽셀 흑백 레나 영상을 이용하였다. 잡음은 Salt & Pepper 잡음을 이용하였고 잡음 강도를 10%, 20%, 30%, 40%로 조절하면서 각 방법에 대하여 수행하였다. 각 필터에 대한 마스크의 크기는 3X3, 5X5, 7X7을 이용하였으며 구체적 적용 마스크는 다음과 같이 구성하여 적용하였다.

실험 방법으로는 이미지 프로세싱에서 객관적인 검증으로 많이 이용되고 있는 PSNR을 사용하였다. PSNR은 원영상과 복원영상사이의 차를 수치화 한 것으로서 영상처리 학회에서는 50dB를 원 영상이라 결정을 했다. 따라서 PSNR이 50dB에 근접할수록 원영상에 가까워지게 된다. PSNR의 식은 15와 같다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right) dB = 20 \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{MSE}} \right) dB \tag{15}$$

일반적으로 이미지에 간에 차이를 계산할 때 MSE (Mean Square Error)^[13]를 사용한다. 본 실험의 객관적인 개선도의 파악을 위해 MSE를 이용하여 영상 복원도를 측정하여 기존의 방법과 개발한 방법간의 차이를 평가하였고, PSNR을 구하기 위하여 MSE를 계산 하였다.

표 3. 각 필터별 마스크의 크기와 형태
Table 3. Mask size and shape per each filter.

Filter	Size	3X3	5X5	7X7
A	SMF			1111111
	RMF	111	11111	1111111
	HRMF	111	11111	1111111
	HRMF2	111	11111	1111111
				1111111
B	WMF			1111111
	RWMF	111	11111	1111111
	HRWMF	333	33333	3333333
	HRWMF2	111	11111	1111111
				1111111
C	CWMF			1111111
	RCWMF	111	11111	1111111
	HRCWMF	131	11311	1111311
	HRCWMF2	111	11111	1111111
				1111111

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (f(j) - g(j))^2 \tag{16}$$

$N_x = \text{Image } x \text{ axis length,}$
 $N_y = \text{Image } y \text{ axis length, } N = N_x \times N_y$
 $f(j) : \text{Image1, } g(j) : \text{Image2}$

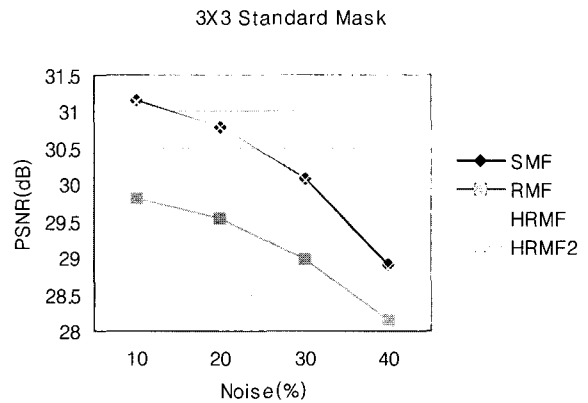


그림 13. 3X3 Standard Mask 시 PSNR
Fig. 13. PSNR for 3X3 Standard Mask.

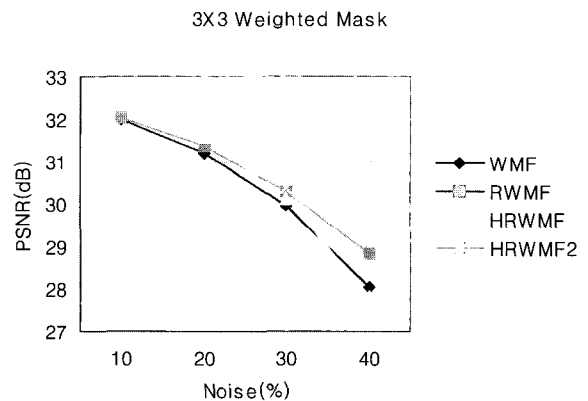


그림 14. 3X3 Weighted Mask시 PSNR
Fig. 14. PSNR for 3X3 Weighted Mask.

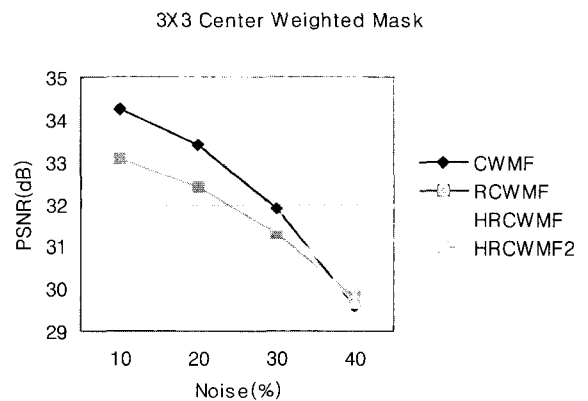


그림 15. 3X3 Center Weighted Mask시 PSNR
Fig. 15. PSNR for 3X3 Center Weighted Mask.

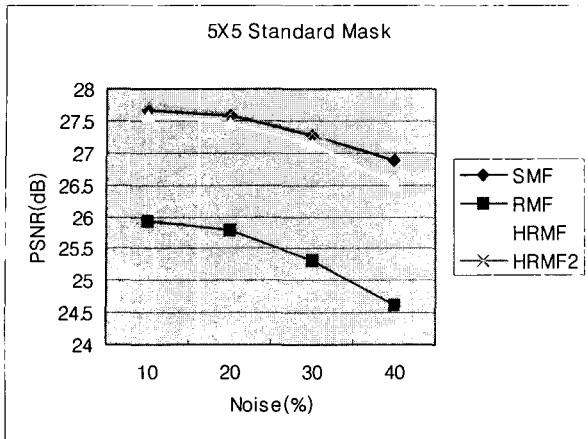


그림 16. 5X5 Standard Mask 시 PSNR
Fig. 16. PSNR for 5X5 Standard Mask.

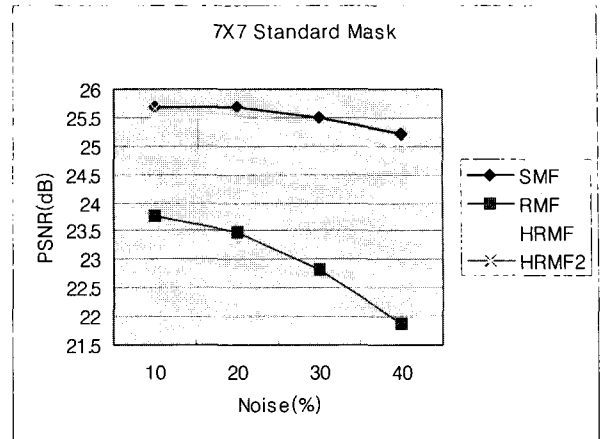


그림 19. 7X7 Standard Mask 시 PSNR
Fig. 19. PSNR for 7X7 Standard Mask.

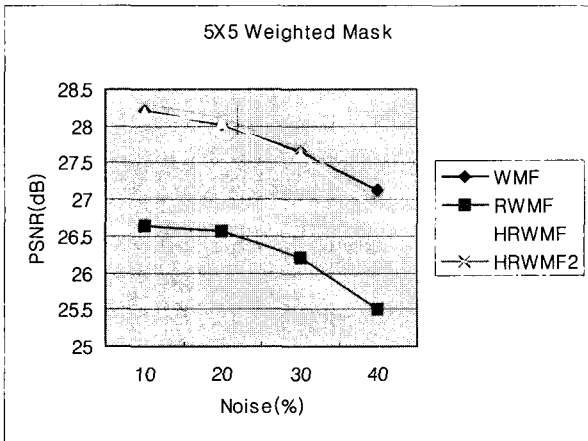


그림 17. 5X5 Weighted Mask시 PSNR
Fig. 17. PSNR for 5X5 Weighted Mask.

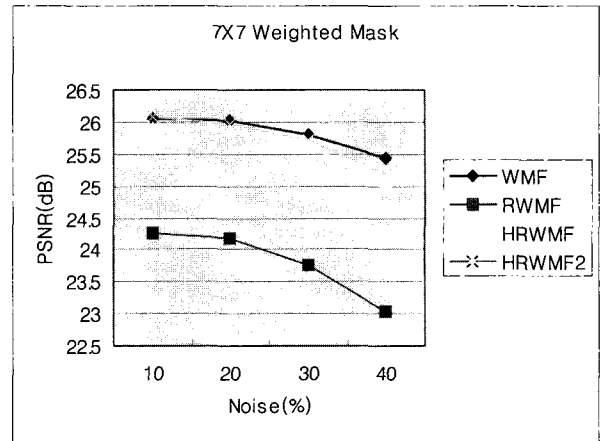


그림 20. 7X7 Weighted Mask시 PSNR
Fig. 20. PSNR for 7X7 Weighted Mask.

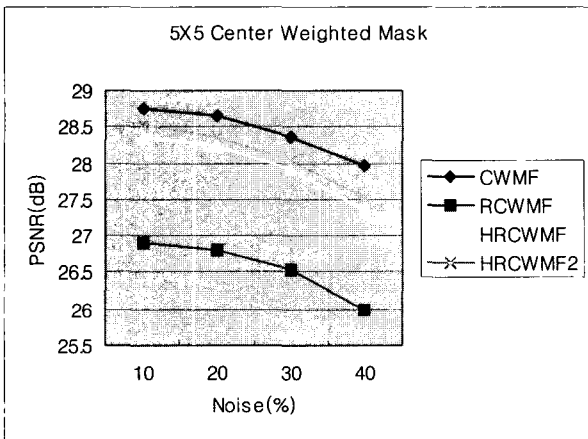


그림 18. 5X5 Center Weighted Mask시 PSNR
Fig. 18. PSNR for 5X5 Center Weighted Mask.

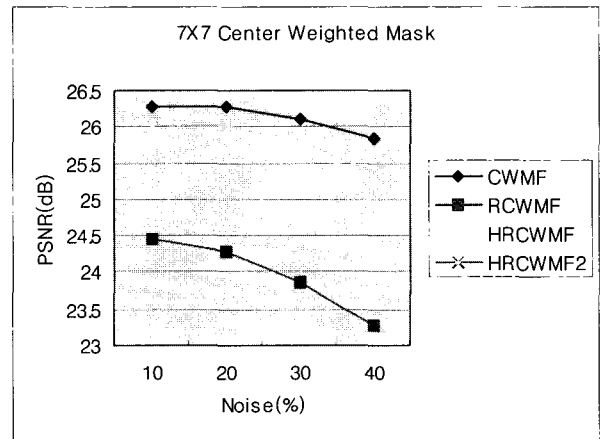


그림 21. 7X7 Center Weighted Mask시 PSNR
Fig. 21. PSNR for 7X7 Center Weighted Mask.

명확한 성능을 구별하기 위해서 표 2에서 보인 바와 같이 마스크의 특성별로 A, B, C 그룹으로 나누어서 실험했다.

A군에는 SMF, RMF, HRMF, HRMF2가 포함되어있고, B군에는 WMF, RWMF, HRWMF, HRWMF2, C군에서는 CWMF, RCWMF, HRCWMF, HRCWMF2가

포함되어 있다.

그림 13~21에서 보는 바와 같이 제안한 필터는 기존의 Recursive 메디안 필터와 대부분의 경우에서 많은 차를 보이면서 높은 PSNR을 기록하고 있다. 또한 메디안 필터와 매우 유사한 정도의 PSNR을 보이면서 원본

보존 능력이 탁월한 Recursive 메디안 필터임이 입증되었다. Recursive 메디안 필터의 특성상, 메디안 필터보다 많은 량이 필터링이 수행되므로 원본 데이터의 손실이 불가피하다. 그 결과가 그림 13 ~ 21에서 Recursive 메디안 필터가 메디안 필터보다 PSNR이 낮게 형성된 것으로 나타났다. 하지만, 제안한 Recursive 메디안 필터는 기존 Recursive 메디안 필터와 같은 양의 필터링이 수행됨에도 불구하고, 점 잡음에 강하고 원영상 보존 능력이 우수한 메디안 필터와 비슷한 수준의 PSNR을 기록하여 원 영상 보존특성이 매우 강한 특성을 지니고 있음을 보여주었다.

원 영상에 40%의 salt&pepper 잡음을 추가한 것을 3X3 마스크를 이용하여 SMF, RMF, HRMF, HRMF2를 수행한 결과 영상이 그림 24~27까지 보여주고 있

고, 기존의 Non-Recursive 메디안 필터의 결과(그림 24)와 Recursive 메디안 필터의 결과(그림 26)를 비교해보면 그림 24에서는 잡음에 많은 부분에서 남아있지만, 영상이 그림 25에 비해 또렷한 느낌이 들고, 그림 25에서는 대부분의 잡음에 제거가 되었으나, 영상이 그림 24에 비하여 흐릿하다.

또한 본 논문에서 제안한 HRMF, HRMF2를 수행한 결과 영상은 Non-Recursive 메디안 필터의 또렷한 영상과 Recursive 메디안 필터의 잡음제거 능력 두 가지 모두 만족 할 수 있는 결과를 보여주고 있다. 이는 메디안 필터 보다 강력한 점 잡음 제거 능력을 보유함과 동시에 Recursive 메디안 필터보다 우수한 영상보존 능력을 지니고 있어, 두 필터간의 장점을 적정 수준 이상으



그림 22. 원본 영상
Fig. 22. Original Image.



그림 23. 40%잡음 추가 영상
Fig. 23. 40% Impulse Noise Image.



그림 24. 3x3 크기의 메디안 필터를 적용한 영상
Fig. 24. 3X3 Size Median Filtered Image.



그림 25. 3x3 크기의 Recursive 메디안 필터 적용한 영상
Fig. 25. 3X3 Size Recursive Median Filtered Image.



그림 26. 3X3크기의 HRMF 적용한 영상
Fig. 26. 3X3 Size HRMF1 Filtered Image.



그림 27. 3X3크기의 HRMF2 적용한 영상
Fig. 27. Size HRMF2 Filtered Image.

표 4. 10% Noise 일 때 각 Filter와 마스크별 PSNR[dB]
Table 4. Each filter and PSNR[dB] per Mask for 10% Noise.

10% Noise	Mask Size		
	3X3	5X5	7X7
Filter			
SMF	3.115109E+01	2.767438E+01	2.569724E+01
RMF	2.980356E+01	2.594122E+01	2.375342E+01
HRMF	3.084494E+01	2.759026E+01	2.550236E+01
HRMF2	3.112186E+01	2.777220E+01	2.566522E+01
WMF	3.201468E+01	2.820399E+01	2.604749E+01
RWMF	3.203710E+01	2.663808E+01	2.426461E+01
HRWMF	3.241484E+01	2.817982E+01	2.591694E+01
HRWMF2	3.238318E+01	2.831206E+01	2.606893E+01
CWMF	3.422517E+01	2.875523E+01	2.628582E+01
RCWMF	3.308371E+01	2.690069E+01	2.445841E+01
HRCWMF	3.358807E+01	2.834715E+01	2.595138E+01
HRCWMF2	3.368923E+01	2.854150E+01	2.612558E+01
Noise PSNR[dB]	2.888810E+01		

표 5. 20% Noise 일 때 각 Filter와 마스크별 PSNR[dB]
Table 5. Each filter and PSNR[dB] per Mask for 20% Noise.

20% Noise	Mask Size		
	3X3	5X5	7X7
Filter			
SMF	3.079460E+01	2.756646E+01	2.567868E+01
RMF	2.952988E+01	2.577774E+01	2.347426E+01
HRMF	3.052682E+01	2.747864E+01	2.550209E+01
HRMF2	3.078983E+01	2.761258E+01	2.556854E+01
WMF	3.119677E+01	2.801530E+01	2.601292E+01
RWMF	3.137181E+01	2.655962E+01	2.417416E+01
HRWMF	3.156482E+01	2.804718E+01	2.588622E+01
HRWMF2	3.161027E+01	2.810536E+01	2.596655E+01
CWMF	3.339327E+01	2.864582E+01	2.627680E+01
RCWMF	3.239335E+01	2.681602E+01	2.428659E+01
HRCWMF	3.283803E+01	2.823301E+01	2.591878E+01
HRCWMF2	3.293683E+01	2.836431E+01	2.601772E+01
Noise PSNR[dB]	2.283582E+01		

표 6. 30% Noise 일 때 각 Filter와 마스크별 PSNR[dB]
Table 6. Each filter and PSNR[dB] per Mask for 30% Noise.

30% Noise	Mask Size		
	3X3	5X5	7X7
Filter			
SMF	3.008294E+01	2.728108E+01	2.550780E+01
RMF	2.897642E+01	2.531865E+01	2.282871E+01
HRMF	2.977676E+01	2.713815E+01	2.528261E+01
HRMF2	3.004956E+01	2.728837E+01	2.536857E+01
WMF	2.996588E+01	2.765771E+01	2.579292E+01
RWMF	3.028081E+01	2.620575E+01	2.377269E+01
HRWMF	3.011050E+01	2.759863E+01	2.563968E+01
HRWMF2	3.036184E+01	2.771159E+01	2.570695E+01
CWMF	3.190470E+01	2.836241E+01	2.611376E+01
RCWMF	3.129031E+01	2.652678E+01	2.387229E+01
HRCWMF	3.153347E+01	2.792339E+01	2.571845E+01
HRCWMF2	3.164808E+01	2.803599E+01	2.580337E+01
Noise PSNR[dB]	1.944984E+01		

표 7. 40% Noise 일 때 각 Filter와 마스크별 PSNR[dB]
Table 7. Each filter and PSNR[dB] per Mask for 40% Noise.

40% Noise	Mask Size		
	3X3	5X5	7X7
Filter			
SMF	2.891622E+01	2.687945E+01	2.521535E+01
RMF	2.815799E+01	2.462048E+01	2.189198E+01
HRMF	2.844183E+01	2.651354E+01	2.483988E+01
HRMF2	2.885313E+01	2.667710E+01	2.492997E+01
WMF	2.805749E+01	2.711555E+01	2.544688E+01
RWMF	2.883950E+01	2.551342E+01	2.302016E+01
HRWMF	2.783673E+01	2.683312E+01	2.505857E+01
HRWMF2	2.843993E+01	2.699865E+01	2.518071E+01
CWMF	2.960681E+01	2.796751E+01	2.582974E+01
RCWMF	2.980639E+01	2.598978E+01	2.327925E+01
HRCWMF	2.968576E+01	2.734711E+01	2.527084E+01
HRCWMF2	2.986297E+01	2.752161E+01	2.535648E+01
Noise PSNR[dB]	1.709182E+01		

로 살리고 단점을 보완한 필터임을 입증했다.

표 4, 5, 6, 7은 레나 영상에 각각 10, 20, 30, 40% Salt&Pepper 잡음을 추가한 영상에 기존의 필터와 제안한 필터를 적용한 후 PSNR을 측정하여 정리한 것이다. 수치상에서 알 수 있듯이 기존의 RMF, RWMF, RCWMF에 비하여 제안한 필터가 전반적으로 큰 차이를 보이며 PSNR이 높음을 확인할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 기존의 히스토그램의 단점인 공간정보의 손실을 보완한 형태의 히스토그램인 공간 히스토그램을 제안 했다.

그 활용으로서 이미지 프로세싱에서 공간 히스토그램의 정보를 이용한 레벨순서별 Recursive 메디안 필터를 제안했고, 제안한 필터는 메디안 필터링 된 결과와 Recursive 메디안 필터링 된 결과를 비교했을 때 메디안 필터보다는 고주파에 대한 필터링 특성이 우수하고, Recursive 메디안 필터링 된 필터보다 에지 보존 특성이 좋은 중간적인 결과를 보여주므로, 제안한 Recursive 메디안 필터는 기존의 Recursive 메디안 필터보다 안정적인 응답 특성을 보여주었다.

본 논문에서는 공간 히스토그램을 정의하고, 구현 방법을 보여주었다. 또한 그 정보를 활용하여 Recursive 메디안 필터를 구현하여 활용 방안까지 제안하였다.

따라서 공간 히스토그램은 디지털 이미지 프로세싱에서 많은 응용 분야가 생길 것으로 기대한다.

참 고 문 헌

- [1] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, Digital Image Processing, 2nd Edition, Prentice Hall, 2002.
- [2] Alan V. Oppenheim, Alan S. Willsky, Ian Y. Young, Signals and Systems. Prentice-Hall, 1983.
- [3] NEAL C. GALLAGHER, JR., GARY L. WISE, "A Theoretical Analysis of the Properties of Median Filters" IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. ASSP-29, NO. 6, December 1981.
- [4] J. PATRICK FITCH, EDWARD J. COYLE, NEAL C. GALLAGHER, JR., "Median Filtering by Threshold Decomposition" IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. ASSP-32, NO. 6, DECEMBER 1984.

- [5] Tukey. J.W. Exploratory Data Analysis. Addison-Wesley, Reading, Mass., 1974.
- [6] W. K. Pratt, "Median filtering", Semiannual Report, Image Processing Institute, Univ. of Southern California, Sept. 1975, pp. 116-123.
- [7] Gonzalo R. Arce, Jose L. Paredes "Recursive Weighted Median Filters Admitting Negative Weights and Their Optimization", IEEE Transactions on signal processing, VOL.48, NO.3, MARCH 2000.
- [8] T.A. Nides and N. Gallagher, "Median Filters: Some modifications and their properties," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. ASSP-31, pp.739-746, Oct. 1983.
- [9] D.R.K. Brownrig, "The weighted median Filter", Commun. Assoc Comput. Mach., vol. 27, Aug. 1984.
- [10] S. J. Ko, Y. H. Lee "Center Weighted Median Filters and Their Applications to Image Enhancement" IEEE Trns. Circuits and System, VOL. 38, No. 9, September 1991.
- [11] O.Yli-Harja, J. Astola, and Y. Neuvo, "Analysis of the properties of median and weighted median Filters using threshold logic and stack Filter representation," IEEE Trans, Signal Processing, vol.39, pp.395-410, 1991.
- [12] RANDY CRANE, A Simplified approach to Image Processing classical & modern techniques in C. Prentice-Hall, 1997.
- [13] William H. Press, Saul A. Teukolsky, William T. Vetterling, Brian P. Flannery, Numerical Recipes in C++(The Art of Scientific Computing Second Edition). CAMBRIDGE, 2002.

저 자 소 개



조 우 연(정회원)
 1998년 공주대학교 전기공학과
 학사 졸업.
 2000년 공주대학교 정보통신공
 학부 석사 졸업.
 2004년 ~현재 공주대학교 정보
 통신공학부 박사수료.

2000년~현재 (주)아이뮤직소프트 연구원
 <주관심분야: 신호처리, 영상처리, 음향처리>



최 두 일(정회원)
 1985년 연세대학교 전기공학과
 학사 졸업.
 1987년 연세대학교 전기공학과
 석사 졸업.
 1993년 연세대학교 전기공학과
 박사 졸업.

1993년~현재 공주대학교 정보통신공학부 교수
 2000년~현재 (주)아이뮤직소프트 대표이사
 <주관심분야: 신경회로망, 신호처리, 영상처리, 음
 향처리>