

퍼지 클러스터를 적용한 RWM 필터

이봉영, 윤광호, 이후민*, 남문현
 건국대학교 전기공학과 *동남보건대학 방사선과

RWM Filter Adopting Fuzzy Cluster

Lee, Bong-Young, Yun, Kwang-Ho, Lee, Hoo-Min*, Nam, Moon-Hyon
 Department of Electrical Engineering, Konkuk University
 *Department of Radiologic Technology, Dongnam Health College

Abstract - 본 논문은 기존의 가중 매디안 필터에 음의 가중치를 갖는 recursive weighted median(RWM) 필터 구조를 소개하고자 한다. 이는 연산과정에 퍼지 클러스터를 적용하여 또 다른 구조의 RWM 필터를 제안하였다. 제안된 RWM 필터는 infinite impulse response(IIR) 선형 필터의 부류로 상사되는 것으로서 기존의 선형 IIR 필터와는 달리 강건한 대역 또는 고역통과 필터의 특성 뿐만 아니라 피드백 되어진 계수 값에 상관없이 항상 BIBO 시스템에서의 안정성과 잡음에 강건한 특성을 나타낸다. 특히 퍼지 클러스터를 적용하여 중앙값 주변의 값을 적절히 취함으로써 신뢰성과 보다 빠른 연산속도의 성능을 여러 다른 구조의 필터들과 성능 비교 실험을 통해 입증하였다.

클러스터의 중심 값을 추정하기 때문에 스텝 윤곽선이 있는 부분에서는 적절하지 못하다. 왜냐하면 스텝 윤곽선이 있는 부분에서는 단일 클러스터가 아니고 복수개의 클러스터가 존재되어야 하기 때문에 영상의 모든 부분에 대해 동일한 방법으로 필터링을 적용할 경우 윤곽선의 유실이 발생한다. 본 논문의 조건적인 필터구조는 윤곽선 영역과 평탄 영역을 구분하고 윤곽선 영역의 경우에는 분산 영역 밖의 화소들은 배제되기 때문에 윤곽선 유실이 방지되고 sharpening 효과를 얻을 수 있었다. 또한 혼합잡음에서 선형 IIR 필터보다 강력한 강건성을 얻을 수 있었고, 거의 완벽한 stopband의 특성과 피드백 되어진 필터의 가중치 값에 상관없이 BIBO 조건에서 항상 안정함을 보였다.

1. 서 론

영상처리에서 전처리(pre-processing)는 매우 중요한 단계로서 전처리가 미흡한 경우는 그 후의 영상처리 단계에서 많은 어려움을 겪게 되고 결국 영상의 인식에도 영향을 미치게 된다. 더욱이 영상의 획득과정에서 발생하는 잡음은 전처리 과정에서 반드시 처리되어야만 하는 것이다. 영상의 획득이나 전송 중에 발생되는 잡음 중에서 임펄스(impulse)잡음은 명암도(gray level) a, b에 해당 하는 잡음이 임의의 위치에 발생된다[1].

영상 개선 알고리즘은 크게 나누어 두 가지로 구분할 수 있는데 주파수 대역 방법과 공간 영역 방법이 있다. 주파수 대역 방법은 수학적 계산에 근거하여 고주파 성분을 제거함으로써 잡음을 제거하는 방법인데 원 영상에 왜곡이 많이 생긴다는 단점이 있다. 공간 영역 방법은 공간 영역에서 주위 화소들의 특징을 이용하여 잡음을 제거하는 방법으로 평균(average)필터, 매디안(median)필터, 가중매디안(weighted median) 필터, 이규철 필터와 Cheikh 필터[2]를 들 수 있다. 전통적인 선형 필터가 갖지 못하는 에지 보존과 임펄스잡음의 효과적인 감쇄라는 두 가지 큰 특징을 갖는다. 하지만 공학의 많은 응용에서 요구되는 고역통과나 대역통과와 같은 필터링 성능은 적절하지 못하다. 일반적인 가중 매디안 필터는 선형 FIR 필터에 상사되고, 음의 가중치를 적용하게 되면 IIR 필터에 상사된다[3].

본 논문에서는 퍼지 클러스터링을 통하여 보다 선별적으로 혼합된 잡음 환경에서도 강인성을 갖는 칼라 윤곽선 검출기를 이용하여 윤곽선 영역과 평탄영역을 구분한다. 이렇게 영역을 구분한 후 윤곽선 영역에서는 윈도우내의 화소들의 분산 영역밖에 있는 화소들은 배제하여 퍼지 클러스터링을 수행하고 평탄 영역에서는 평균필터에 근접하도록 윈도우내의 모든 화소들을 포함하여 퍼지 클러스터링을 수행한다. 이러한 방법을 따라 영상 즉 벡터의 범위로 확장하였으며 잡음에 오염된 환경에서 퍼지 C-mean 방법에 비해 강건한 소속 함수 값을 얻을 수 있는 가중적 C-mean 클러스터링 방법을 이용하였다. 이러한 클러스터링에 의한 필터링의 개념은 단일 클러스터를 전제로 하여

2. 본 론

2.1.1 가중 매디안 필터

가중 매디안 필터의 한 형태로 윈도우 크기가 N인 가중 매디안 필터의 출력 Y(n)은 식 2.1과 같다.

$$Y(n) = MED [w_1 * x(n-k), w_2 * x(n-k+1), \dots, w_n * x(n+k),] \quad 2.1$$

이때 N=2K+1이고 N개의 W_i , (i=1,...,N)는 양수로 가중치를 의미한다. 물론 매디안 값을 구하기 위해서

W_i 의 합은 홀수가 되어야 한다. 즉 가중 매디안 필터는 각 윈도우에 가중치를 두고 이에 따라 가중치만큼 해당 픽셀이 반복되어 가중치를 구하는 수식 내에 포함되는 것을 말한다. 가중 매디안 필터는 같은 가중치를 부여하는 것이고, 이것의 변형으로 윈도우내의 중심 화소에 있는 위치의 값에만 가중치를 부여하는 필터가 중앙 가중 매디안(center weighted median) 필터이다[4].

가중 매디안 필터는 매디안 필터와 마찬가지로 임펄스잡음을 제거할 수 있고, 또한 신호의 급격한 변이인 에지를 보존할 수 있다. 또한 가중치의 조절로 주파수의 선택이 가능하다[5]. 가중 매디안 필터는 매디안 필터의 특성을 모두 가지고 있으면서, 잡음의 제거 성능에서 더 좋은 결과를 나타내므로 그 응용이 점점 늘어가는 추세이다.

2.1.2 RWM 필터

가중 매디안 필터에 +, - 의 부호를 포함시킨 것으로서 필터의 가중치는 두 개의 집합으로 구성된다. feedback 계수 { A_j }과 feedforward 계수 { B_k }인 것이다. 출력 식 Y(n)은 2.2와 같다.

$$Y(n) = MED (| A_j | \circ \text{sgn}(A_j) Y(n-d) \Big|_{j=1}^N, \quad 2.2 \\ | B_k | \circ \text{sgn}(B_k) X(n-k) \Big|_{k=-M_1}^{M_2})$$

여기서, $\text{sgn}(X) = \begin{cases} +1, & \text{if } X \geq 0 \\ -1, & \text{if } X < 0 \end{cases}$ 으로 정의되며, 요구되는 가중치 계수의 개수는 $N + M_1 + M_2 + 1$ 이다. 가중치 계수 A_j 과 B_k 가 양의 값으로 제한이 되면 그 개수는 감소된다. RWM 필터의 구조는 그림 2.1과 같다

(3).

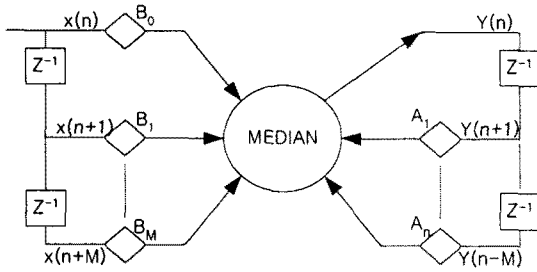


그림 2.1 RWM 필터 구조

2.2.1 칼라 윤곽선 검출기

칼라 영상은 이산의 벡터 함수인 $f(x) : Z^2 \rightarrow Z^m$ 벡터 필드로 볼 수 있다. 여기서, Z 는 정수의 집합을 나타내고, 영상 함수 f 에서 사용될 것이다. $W \subset Z^2$ 에서 $x_i \in W$ 이고, $i=1,2,3,\dots,n$ 에서 n 은 윈도우 W 의 크기이다. $f(x_i)$ 는 $X^{(i)}$ 로 표현되고, $X^{(i)}$ 는 윈도우 W 내에서 aggregate정렬 방법에 의해 i 번째로 정렬된 벡터이다. 결과적으로 $X^{(1)}$ 은 윈도우 내의 벡터 미디안 값이고, $X^{(n)}$ 은 윈도우 내에서 가장 외곽에 위치해 있는 벡터이다. 벡터 순서 통계에 근거하여 간단한 칼라 윤곽선 검출기는 식 2.3과 같이 구현된다.

$$VR = \|X^{(n)} - X^{(1)}\| \quad 2.3$$

식(3)에서 VR은 윈도우 W 에서 벡터 미디안으로부터 가장 외곽요소의 편차를 나타낸다. 결과적으로 칼라가 비슷한 평탄한 영역에서는 모든 벡터들은 서로 비슷하므로 VR의 출력은 작게되며, 윤곽선에서의 VR의 출력은 크게 된다.

2.2.2 퍼지 클러스터

칼라 스택 윤곽선 검출기를 이용하여 스택 윤곽선 영역과 평탄 영역(맵프 윤곽선 포함)을 구분하여 필터링에 기여하는 서로 다른 데이터 집합을 이용한다. 구분된 영역에 대해 퍼지 클러스터링에 의한 적응적인 가중치를 적용하기 때문에 잡음 환경에도 적응적이다. 즉, 중앙에 위치한 화소에는 좀 더 가중치를 부여하여 가중된 평균 필터링을 수행함으로써 잡음에 오염된 환경 하에서 강건하고 우수한 필터 특성을 얻을 수 있다는 것이다.

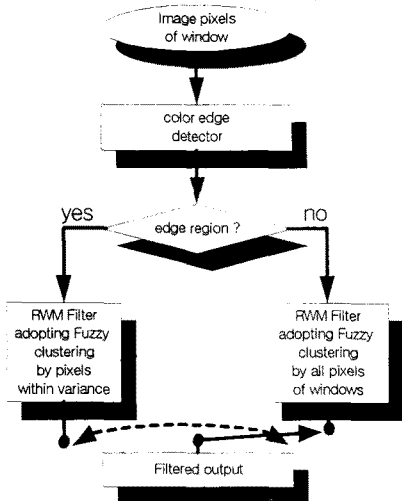


그림 2.2 제안된 퍼지클러스터링을 적용한 RWM필터 구조

그림2.2에서는 앞서 언급한 칼라 스택 윤곽선 검출기를 이용하여 윈도우내의 중심 화소가 스택 윤곽선 영역에 속하는지 평탄 영역에 속하는지를 판별한 후 평탄 영역에 속할 경우는 평탄 영역에서 우수한 평균 필터에 근접하게 윈도우내의 모든 화소를 이용하여 필터링을 하고 스택 윤곽선 영역에 속할 경우는 윈도우내의 화소들의 분산 (variance)밖에 있는 화소를 배제한 후 필터링을 한다.

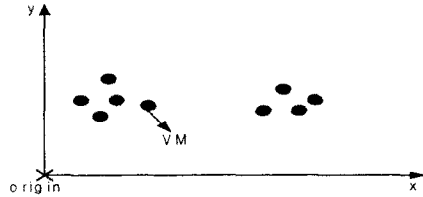


그림 2.3 3×3 윈도우에서 윤곽선 영역의 2차원데이터들

그림2.3은 시각적인 편이성을 위해 2차원 스택 윤곽선 데이터를 속성 공간에서 도식화 한 것이다. 3×3윈도우의 경우 윈도우내의 9개의 데이터는 스택 윤곽선 부분에서 각각 스택 윤곽선의 한 단면을 나타내는 2그룹으로 나눌 수 있다. (그림2)에서 스택 윤곽선 보존 능력이 우수한 벡터 미디안은 왼쪽 그룹의 데이터 중 vm 이라 표시된 데이터 (aggregate정렬 방법에 의해 9개의 데이터 중 가장 중앙에 위치한 데이터)가 될 것이다.

2.2.3 가능적 C-mean 클러스터링

적응적인 가중치의 결정을 위해 가능적 C-mean 클러스터링 방법을 이용하였다[6]. 이는 가능적 C-mean 클러스터링 방법이 퍼지 C-mean 클러스터링 방법에 비해 잡음이 있는 환경에서 강건한 소속함수 값을 얻을 수 있기 때문이다. 알고리즘으로 요약하면 다음과 같다.

Algorithm

1st step)

$$\eta = \frac{\sum_{k=1}^m w_{ok} \cdot d^2(x_k, a)}{\sum_{k=1}^m w_{ok}}$$

2nd step)

1) color edge region :

$$\text{if } d^2(x_k, a) > \eta \text{ then } \mu(x_k) = 0 \\ \text{else } \mu(x_k) = \frac{1}{1 + \frac{d^2(x_k, a)}{\eta}^{\frac{1}{m-1}}}$$

2) smooth region :

$$\mu(x_k) = \frac{1}{1 + \frac{d^2(x_k, a)}{\eta}^{\frac{1}{m-1}}}$$

3rd step)

$$\eta = K \frac{\sum_{k=1}^m (\mu_k)^m \cdot d^2(x_k, a)}{\sum_{k=1}^m (\mu_k)^m}$$

4th step)

$$a = \frac{\sum_{k=1}^m (\mu_k)^m \cdot x_k}{\sum_{k=1}^m (\mu_k)^m}$$

3. 시뮬레이션 결과

실험 영상은 영상처리에서 가장 많이 사용되고 있는 Lenna 칼라정지 영상 256×256크기에 적용하여 보았다. 실험은 IBM-PC pentiumIII 기종을 사용하였으며, 구현을 위해 Matlab과 C 언어를 사용하였다.

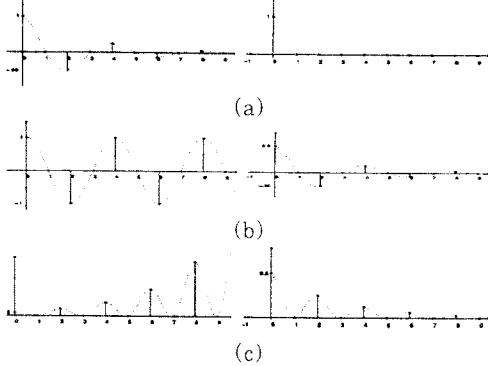


그림 2.4 왼쪽 : 선형 IIR필터,
오른쪽 : 제안된 RWM 필터
(a) $\{(A_2, A_1, B_0)\} = \{(-0.5, 0, 1)\}$
(b) $\{(A_2, A_1, B_0)\} = \{-1, 0, 1\}$
(c) $\{(A_2, A_1, B_0)\} = \{2, 0, 2\}$

그림(a)에서 제안된 필터는 $n=0$ 에서 single pulse를 찾지만 선형IIR필터는 몇 차례 oscillations후 0으로 간다. 그림(b)에서 제안된 필터는 몇 차례 oscillations후 0으로 수렴하지만, 선형IIR필터는 일정한 oscillations만 있다. 그림(c)에서 몇 차례 oscillations후 0으로 수렴하는 안정한 응답이지만, 선형IIR필터는 불안정한 응답이다.

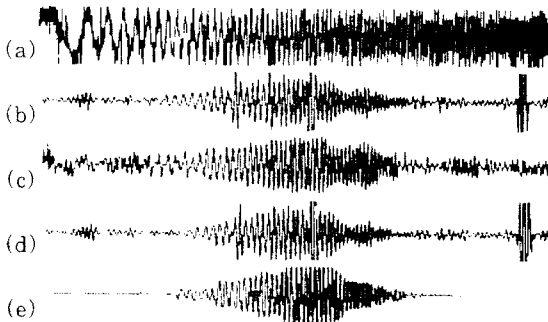


그림 2.5 bandpass 필터의 성능 (a) test 신호
(b) 선형 FIR 신호 (c) 가중메디언 신호
(d) 선형IIR 신호 (e) 제안된 RWM 신호

제안된 RWM 필터가 기존의 필터에 비해 보다 폭 넓은 응용범위를 나타낸다.

필터간의 잡음 제거 효과에 대한 수치적인 비교 방법은 여러 가지 방법이 존재하지만 MSE(Mean Square Error)와 RMSE(Root Mean Square Error) 그리고 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)으로 측정하였으며, 다음 식과 같이 정의된다.

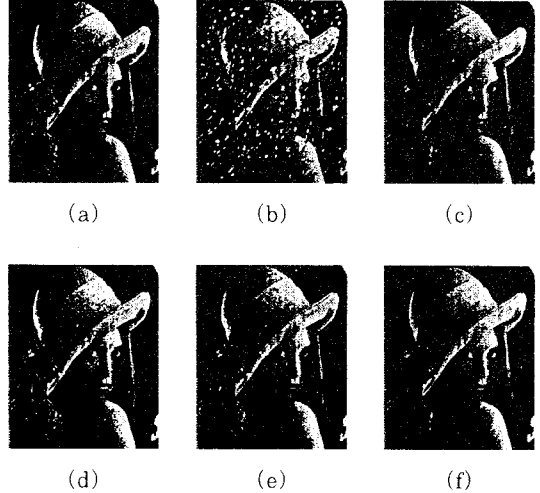
$$MSE = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} [Y(i, j) - X(i, j)]^2$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} [Y(i, j) - (X(i, j))]^2}$$

$$PSNR = 20 \log_{10} (255/RMSE)$$

MSE 방법은 2개의 영상 데이터를 읽어 들여 서로의 차이를 누적시킨 후 이를 256×256으로 나눈 값이다. 즉 MSE는 잡음이 없는 원래의 영상과 잡음이 첨가된 영상에 대하여 필터를 거친 후 나온 영상과의 차이에 대한 값이며, 이 값에 대해 루트를 계산 한 것이 RMSE이다. 또

한 PSNR은 잡음에 대한 피크 신호 값이다.



〈표 1〉 10 % 임펄스 잡음에서의 각 필터의 성능

filter	MSE	RMSE	PSNR	수행시간(sec)
메디언(C)	283.98	17.25	24.21	1.034
가중메디언(d)	245.16	16.35	24.65	1.289
기존 RWM(e)	233.25	15.14	23.85	0.552
제안된 RWM(f)	228.77	14.75	23.62	0.308

4. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서 제안된 필터는 에지 정보를 이용하여 퍼지 클러스터링을 선택적으로 적용함으로써, 임펄스 잡음을 매우 효과적으로 제거함과 동시에 에지 정보도 보호할 수 있었다. 그리고 강한 stopband 특성과 BIBO 안정성도 함께 입증하였다. 많은 응용분야에도 사용될 수 있는 보다 더 강력한 필터임을 입증하였다. 또한 수행시간도 많은 계산량을 요구하지 않으므로 다른 필터에 비해 비교적 빠른 편이었다.

가우시안(Gaussian) 잡음과 같은 다양한 잡음에도 강한 필터의 성능을 발휘할 수 있도록 지속적인 연구가 되어야 하겠다.

(참 고 문 헌)

- [1] Milan Sonka, Vaclav Hlavac, Roger Boyle, Image Processing, Analysis and Machine Vision, Chapman & Hall, 1993.
- [2] f.A Cheikh, R. Hamila, M. Gabbouj and J. Astola, "Impulse noise removal in highly corrupted color image", IEEE Proc. ICIP-96, Vol.1, pp.997-1000, Sep.1996
- [3] Gonzalo R. Arce Jose L. Paredes, "Recursive weighted median filters admitting negative weights and their optimization", IEEE Trans. Signal Processing, vol. 48, pp.768-779, March 2000.
- [4] Pitas and A.N Venetsanopoulos, Nonlinear digital filter, Kluwer Academic Publishers, Massachusetts, 1990.
- [5] Ernest L. Hall, computer image processing and recognition, Academic Press, 1979.
- [6] R. krishnapuram and J.M.Keller, "A possibilistic approach to clustering", IEEE Trans. Fuzzy Systems, Vol.1, No.2, pp.98-110, 1993.