

# 혼합된 칼라 잡음하에서 칼라 영상 향상을 위한 조건적인 퍼지 클러스터 필터

엄 경 배<sup>†</sup> · 한 서 원<sup>††</sup> · 이 준 환<sup>†††</sup>

## 요 약

칼라 영상은 단색조의 영상에 비해 인간의 시각을 크게 향상시킨다. 따라서, 칼라 영상 처리에 관한 연구는 매우 중요하다. 칼라 영상은 센서 잡음이나 채널 전송 에러에 의해 생기는 잡음에 의해 자주 오염되어진다. 이러한 칼라 잡음을 제거하기 위해 벡터 미디안, 평균 필터, 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터 등 여러 형태의 필터들이 개발되어왔는데 특히, 혼합된 칼라 잡음의 조건에서 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터는 우수한 성능을 보여왔다. 그러나, 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터는 필터링 과정이 영상의 전 영역에 걸쳐 동일한 가중치로 균일하게 적용되어지기 때문에 스텝 윤곽선 이동이 일어나고, 이에 따라 blurring 현상이 나타나는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 개선하기 위해 본 논문에서는 윤곽선 영역과 평탄 영역을 구분한 뒤 각 영역에 적합한 선택적인 필터링을 하는 조건적인 퍼지 클러스터 필터를 제안하였고, 제안된 조건적인 퍼지 클러스터 필터는 혼합된 잡음의 조건에서 기존의 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터에 비해 NCD척도 및 사람의 시각에 의한 평가에 의해 우수한 성능을 보였다.

## Conditional fuzzy cluster filter for color image enhancement under the mixed color noise

Kyoung-Bae Eum<sup>†</sup> · Seo-Won Han<sup>††</sup> · Joon-Whoan Lee<sup>†††</sup>

## ABSTRACT

Color image is more effective than gray one in human visual perception. Therefore, color image processing becomes important area. Color images are often corrupted by noises due to the input sensor, channel transmission errors and so on. Some filtering techniques such as vector median, mean filter, and vector  $\alpha$ -trimmed mean filter have been used for color noise removal. Among them, vector  $\alpha$ -trimmed mean filter gave the best performance in the mixed color noise. But, there are edge shift and blurring effect because vector  $\alpha$ -trimmed mean filter is uniformly processed across the image. So, we proposed a conditional fuzzy cluster filter to improve this problems. Simulation results showed that the proposed scheme improves the NCD measure and visual quality over the conventional vector  $\alpha$ -trimmed mean filter in the mixed color noise.

### 1. 서 론

칼라 영상은 단색조 영상에 비해 인간의 시각을 크

게 향상시키므로, 장면에 있어서 물체에 관한 많은 정보를 제공할 수 있다. 따라서, 칼라 영상은 그래픽 예술, 모션 사진, 멀티미디어, 통신, 컴퓨터 비전 등에서 자주 이용된다. 그러나, 칼라 영상처리 분야는 칼라의 복잡한 속성과 계산량 때문에 단색조 영상에 비해 많은 연구가 이루어지지 않았으나, 프로세서의 속도가

† 정 회 원 : 군산대학교 컴퓨터과학과 교수  
†† 준 회 원 : 군산대학교 컴퓨터과학과 시간강사  
††† 정 회 원 : 전북대학교 전자공학과 교수  
논문접수 : 1999년 1월 11일, 심사완료 : 1999년 11월 9일

개선되고 칼라관련 기기의 가격이 떨어짐으로 인하여 최근에는 이에 대한 연구가 활성화되고 있는 중이다. 그러나, 현재까지 국내에서는 칼라 영상처리에 관한 연구가 극히 미미한 실정이다. 하나, 진술한바와 같이 칼라가 갖는 여러 가지 장점 때문에 이에 대한 연구 및 응용범위가 확대될 것으로 예상된다. 근래에는 단색조 영상에서의 영상처리 방법을 칼라 영상으로 단순히 확장하기도 하였다. 그러나, 이와 같이 각 채널간에 독립적으로 처리하는 방법은 칼라 변이(color shift)나 인위적인 대조(artificial contrast)등과 같은 문제점을 발생한다. 이러한 문제점들은 칼라 채널사이의 상관관계를 고려하지 않은 독립적인 처리방법에 기인한다. 따라서, 칼라 영상처리를 위한 새로운 처리 방법의 개발의 필요성이 요구되고 있다.

칼라 영상은 센서 잡음이나 채널 전송 에러 등에 의해 발생하는 잡음에 의해 자주 오염되어진다. 이러한 칼라 잡음을 제거하기 위해 벡터 미디안 필터(Vector Median Filter : VMF), 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터(Vector  $\alpha$ -trimmed Mean Filter :  $V\alpha TM$ ) 및 평균필터(Arithmetic Mean Filter : AMF) 등 여러 형태의 필터들이 개발되어져 왔다[1]. 특히, 가우시안 잡음과 임펄스 잡음이 혼합된 칼라 잡음하에서는 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터가 우수한 성능을 보여왔다. 그러나, 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균필터의 문제점은 필터링 과정이 영상의 전 영역에 걸쳐 균일하게 적용되어지기 때문에 스텝 윤곽선(step edge)을 변형시켜 blurring 현상이 나타나는 문제점이 있고, 중앙에 위치한 화소나 잡음일 가능성이 있는 외곽에 위치한 화소 모두 균일한 가중치로 필터링을 한다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해서는 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터에서  $\alpha$  값을 각 영역에 따라 적응적으로 결정하거나 필터의 가중치를 적응적으로 결정하는 것이 필요하다. 즉, 스텝 윤곽선 영역에서는 윤곽선 보존에 우수한 벡터 미디안에 근접하게  $\alpha$  값을 크게 하는 것이 적절하며 평탄 영역에서는 평탄 영역에 우수한 평균 필터에 근접하게  $\alpha$  값을 작게 잡는 것이 적절하다.

본 논문에서는 이러한 혼합된 잡음의 환경에서 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터의 문제점을 개선하기 위한 조건적인 퍼지 클러스터 필터(Conditional Fuzzy Cluster Filter : CFCF)를 제안한다. 제안된 조건적인 퍼지 클러스터 필터에서는 혼합된 잡음 환경에서도 강인하게 칼라 윤곽선을 검출할 수 있는 칼라 윤곽선 검출기

(color edge detector)를 이용하여 윤곽선 영역과 평탄 영역을 구분한다. 이렇게 영역을 구분한 후 윤곽선 영역에서는 윈도우내의 화소들의 분산밖에 있는 화소들은 배제하여 퍼지 클러스터 필터링을 수행하고 평탄 영역에서는 평균 필터에 근접하도록 윈도우내의 모든 화소들을 포함하여 퍼지 클러스터 필터링을 수행한다.

본 논문에서는 이러한 방법을 칼라 영상 즉 벡터의 범위로 확장하였으며 잡음에 오염된 환경에서 퍼지 c-mean 방법에 비해 강건한 소속 함수 값을 얻을 수 있는 가능적 c-mean 클러스터링(Possibilistic C-mean Clustering) 방법을 이용하였다.

이러한 클러스터링에 의한 필터링의 개념은 단일 클러스터를 전제로 하여 클러스터의 중심 값을 추정하기 때문에 스텝 윤곽선부분에서는 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 있다.

제안된 조건적인 퍼지 클러스터 필터는 임펄스와 가우시안 잡음이 혼합된 환경에서 실험하였다. 실험 결과는 객관적인 평가로는 인간의 시각 특성과 유사성이 높은 균등색 공간(Uniform Scale Space)인 CIE LUV 색좌표계에서 NCD(Normalized Color Difference) 척도를 이용하여 색오차를 비교하였고, 주관적인 평가로는 관측자의 시각에 의한 평가를 하였다. 실험 결과 제안된 조건적인 퍼지 클러스터 필터는 기존의 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터에 비해 혼합된 잡음에서 우수한 성능을 보였다.

## 2. 벡터 $\alpha$ -trimmed 평균 필터와 칼라 스텝 윤곽선 검출기

### 2.1 벡터 미디안 및 벡터 $\alpha$ -trimmed 평균 필터

칼라 데이터는 3차원 벡터로 생각할 수 있으며, 이러한 벡터 데이터를 정렬(ordering)하는 방법에는 칼라 데이터의 각 채널별로 독립적으로 정렬하는 marginal 정렬, 다변수(multivariate) 관측이 거리 행렬(distance matrix)에 의해 얻어진 스칼라 값에 의해 정렬되는

aggregate 정렬, 표본 데이터들의 최소 콘벡스 헐(convex hull)을 구하여 표본 데이터를 각 그룹으로 나누는 부분(partial) 정렬 및 표본 데이터들의 한 채널에 대해서만 조건적으로 정렬하는 조건부(conditional) 정렬 등의 여러 가지 정렬 방법들이 있다[2]. 그러나, marginal 정렬은 정렬한 후의 데이터가 원래의 데이터와 일대일로 일치하지 않는 문제점이 있고, 부분 정렬은 각 그룹들 안에서는 정렬이 이루어지지 않고, 콘벡스 헐을 결정하는 것도 다차원 데이터의 경우에는 쉽게 구할 수 없는 문제점을 가지고 있다. 또한, 조건부 정렬에서는 정렬 방법이 간결한 반면에 정렬하는데 있어서 한 채널의 정보만을 이용하기 때문에 많은 유용한 정보가 손실되는 문제점이 있다. 이에 반하여, aggregate 정렬 방법은 거리 행렬에 의해 가장 작은 스칼라 값을 갖는 경우인 표본 데이터들의 가장 중심에 있는 데이터로부터 외곽에 있는 데이터까지 효율적으로 정렬할 수 있다. 따라서, 본 논문에서는 칼라 데이터를 정렬하는 방법으로 aggregate 정렬을 이용하였다.

Neuvo등에 의해 개발된 벡터 미디안 필터는 두 개의 다차원 확률 밀도함수로부터 maximum likelihood 추정방법을 이용하여 유도될 수 있고, 추정된 값이 입력 벡터중의 하나가 되도록 하는 부가적인 요건을 추가할 때 벡터 미디안의 정의를 다음 식 (1)과 같이 유도할 수 있다[7]. 식 (1)에서  $x_{vm}$ 은 벡터 미디안을 의미하고,  $x_i$ 들은 미디안 연산에 가담된 벡터들을 의미한다.

$$x_{vm} \in \{ x_i \mid i=1, \dots, N \}$$

$$\sum_{i=1}^N \|x_{vm} - x_i\|_2 \leq \sum_{i=1}^N \|x_j - x_i\|_2 \quad (1)$$

$$\forall j = 1, 2, \dots, N$$

일반적으로 미디안 필터는 윤곽선을 보존하거나, 임펄스 잡음을 제거하는 데는 우수하지만, 영상처리에서 자주 접하게 되는 가산적인 백색 가우시안 잡음을 제거하는 데는 평균 필터나 다른 선형 필터들 보다 우수하지 못하다. 따라서, 미디안 필터와 평균 필터의 절충 형태가  $\alpha$ -trimmed 평균 필터이다.  $\alpha$ -trimmed 평균 필터는 정규 분포에 대해 최적의 강건한 추정기이며, breakdown point는  $\epsilon^* = \alpha$ 로 알려져 있다[3]. 그레이 영상에서  $\alpha$ -trimmed 평균 필터는 윈도우내의 화소들을 정렬한 뒤 상부  $\alpha\%$ 와 하부  $\alpha\%$ 를 배제한 후 남

아 있는 화소들의 평균값을 필터의 출력으로 하여 미디안 필터와 평균필터의 절충 형태를 얻을 수 있다. 벡터 데이터의 경우는 전술한 aggregate 정렬 방법을 이용하여 윈도우내의 칼라 화소들을 정렬한 뒤 정렬된 벡터들을 상부  $\alpha\%$ 와 하부  $\alpha\%$ 를 배제한 후 남아 있는 화소들의 평균값을 취하여 구현할 수 있다. 다차원 벡터 영상의  $\alpha$ -trimmed 평균 필터는 식 (2)와 같이 정의된다.

$$y = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n(1-2\alpha)} a_k^T x_{(k)} \quad (2)$$

여기서,  $n$ 은 윈도우내의 화소의 개수이며,

$$a_k^T = \left[ \frac{1}{n(1-2\alpha)}, \dots, \frac{1}{n(1-2\alpha)} \right]^T$$

은 각 데이터에 설정된 가중치이다.

식 (2)에서 정의된  $\alpha$ -trimmed 평균 필터에서 trimming 연산은 임펄스 잡음과 같은 long tailed 잡음에 대해 좋은 성능을 유지하게 하는 역할을 하며, 평균 연산은 가우시안 잡음과 같은 short tailed 잡음을 제거하는데 좋은 성능을 유지하게 한다[3]. 그러나, 필터링 과정이 영상의 전 영역에 걸쳐 균일하게 적용되어지기 때문에 스텝 윤곽선 영역에서 윤곽선이 뭉개지는 현상이 일어나나 blurring 현상이 발생하는 문제점이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 스텝 윤곽선 영역이나 평탄 영역을 구분하고 스텝 윤곽선 영역의 경우  $\alpha$ 값을 크게 하여 미디안 필터와 유사한 성질을 갖게 하거나, 평탄 영역이나 램프 윤곽선의 경우에는  $\alpha$ 값을 작게 하여 가우시안 잡음 등의 제거에 유용하게 할 필요가 있다. 또 다른 해결 방안은 식 (2)의 윈도우에서 영상의 형태에 따라 가중치를 적응적으로 변화시키는 방법이다.

## 2.2 잡음 환경하에서 칼라 스텝 윤곽선 검출기

전술한 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균필터의 문제점을 해결하기 위해서 본 논문에서는 스텝 윤곽선 영역과 평탄 영역을 구분한 뒤 각 영역에 적합한 선택적인 필터링을 하는 조건적인 퍼지 클러스터 필터를 제안하였다. 이러한 목적을 달성하기 위해서는 우선 혼합된 잡음하에서 강인하게 스텝 윤곽선 영역을 추출하는 칼라 스텝 윤곽선 검출기가 필요하다. 기존에는 칼라 스텝 윤곽선 검출을 위해서 벡터 구배(vector gradient) 연산

자가 주로 이용되었었다. 그러나, 벡터 구배 연산자는 특히 임펄스 잡음에 민감하여 임펄스 잡음하에서는 스텝 윤곽선 추출 결과가 만족스럽지 못하다[4]. 따라서, 본 논문에서는 스텝 윤곽선 검출을 위하여 혼합된 잡음에 강인한 다음과 같은 칼라 스텝 윤곽선 검출기를 이용하였다[5].

칼라 영상은 이산의 벡터함수인  $f(x): Z^2 \rightarrow Z^m$  벡터필드로 볼 수 있다. 여기서,  $Z$ 는 정수의 집합을 나타내고, 영상 함수  $f$  에서 사용되어 질 것이다.  $W \subset Z^2$ 에서  $x_i \in W$  이고,  $i=1,2,\dots,n$ 에서  $n$ 은 윈도우  $W$ 의 크기이다.  $f(x_i)$ 는  $X^{(i)}$ 로서 표현되어지고,  $X^{(i)}$ 는 윈도우  $W$ 내에서 aggregate 정렬 방법에 의해  $i$  번째로 정렬된 벡터이다. 결과적으로  $X^{(1)}$ 은 윈도우내의 벡터 미디안 값이고,  $X^{(n)}$ 은 윈도우 내에서 가장 외곽에 위치해 있는 벡터이다. 벡터 순서 통계에 근거하여 간단한 칼라 윤곽선 검출기는 식 (3)과 같이 구현되어질 수 있다[5].

$$VR = \| X^{(n)} - X^{(1)} \| \quad (3)$$

식 (3)에서 VR은 윈도우  $W$ 에서 벡터 미디안으로부터 가장 외곽요소의 편차(deviation)를 나타낸다. 결과적으로 칼라가 비슷한 평탄한 영역에서는 모든 벡터들은 서로 비슷하므로 VR의 출력은 작게 될 것이며, 윤곽선에서의 VR의 출력은 크게될 것이다. 그것은  $X^{(n)}$ 은 스텝 윤곽선을 경계로 한 한쪽 면(화소의 수가 적은 그룹)으로부터의 벡터들로부터 선택되는 반면에,  $X^{(1)}$ 은 스텝 윤곽선의 다른 쪽 면(화소의 수가 많은 그룹)으로부터의 벡터들 사이에서 선택되기 때문이다. 따라서, VR의 출력 값은 문턱치에 의해 비교함으로써 실제적인 스텝 윤곽선 영역이 검출될 수 있을 것이다. 그러나, VR의 출력은 임펄스 형태의 잡음에 대해 매우 민감하다. 그 이유는, 윈도우  $W$ 내에서 정렬된 벡터 가운데 가장 외곽요소는 임펄스 형태의 잡음일 가능성이 높기 때문이다. 이와 같은 문제는 VR과 같이 단일 차이에 의해 스텝 윤곽선을 검출하는 대신에 식 (4)와 같이 벡터 미디안으로부터 거리가 먼  $k$ 개의 데이터를 취해 그들 가운데 거리의 최소 값을 취함으로써 해결할 수 있다[5].

$$\min_j (\| X^{(n-j+1)} - X^{(1)} \|), \quad j=1,2,\dots,k, \quad k < n \quad (4)$$

식 (4)에서 min연산자의 효과는 윈도우내의  $k-1$ 개까지의 임펄스는 고려되지 않기 때문에 임펄스 잡음에 강인한 스텝 윤곽선 검출기를 구현할 수 있다[5]. 식 (4)에서  $k$ 의 선택은 윈도우의 크기 및 임펄스 잡음의 비율에 따라 설정할 수 있다. 즉 윈도우 크기가 큰 경우에는 스텝 윤곽선을 경계로 양쪽 면의 데이터 개수가 많아 그들 중 벡터 미디안이 속하지 않은 면의 데이터 개수가 많아지며, 이들 중 적어도 잡음에 오염되지 않은 한 개의 데이터만 고려되어도 윤곽선을 검출할 수 있다. 따라서, 이 경우  $k$ 값을 크게 할 수 있으며, 임펄스 잡음에 대해 좀 더 강인하게 만들 수 있다. 그러나, 윈도우의 크기가 작은  $3 \times 3$  윈도우에서는  $k \leq 3$  정도의 크기가 적합하다고 보고되고 있다. 또한, 임펄스 잡음과 같은 long-tailed 잡음 뿐 아니라, short-tailed 잡음에서도 강인한 스텝 윤곽선 검출기를 위해서는 식 (4)에서 벡터 미디안  $X^{(1)}$ 대신에 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균과 유사하게  $\sum_{l=1}^{\alpha} (X^{(l)} / l)$ 을 이용하는 것이 바람직하다. 이는 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균이 혼합된 잡음하에서 벡터 미디안보다 강건한 추정기이기 때문이다[3]. 따라서, 혼합된 잡음하에서 강인한 스텝윤곽선 검출기를 식 (5)와 같이 구현할 수 있다[5]. 본 논문에서는 혼합된 잡음환경에서의 필터링문제를 고려하기 때문에 스텝 윤곽선 검출을 위해 식 (5)를 이용하였다.

$$\min_j \left( \| X^{(n-j+1)} - \sum_{l=1}^{\alpha} \frac{X^{(l)}}{l} \| \right) \quad j=1,2,\dots,k, \quad (5) \\ l \leq (n-1)$$

식 (5)에서  $l$ 값의 선택은 윈도우의 크기에 의존하고,  $3 \times 3$  윈도우의 크기에서는  $l \leq 5$  정도의 크기가 적합하다고 보고된바 있다[5].

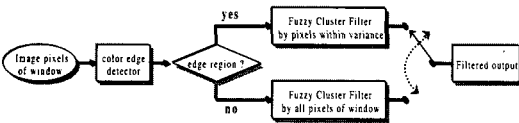
### 3. 제안된 조건적인 퍼지 클러스터 필터

전술한 바와 같이 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터와 같은 기존의 필터는 필터링이 전 영상에 걸쳐 동일하게 적용되어지기 때문에 스텝 윤곽선이 왜곡되어 blurring 현상이 나타나게 된다. 또한, 속성공간에서 중앙에 위치한 화소나 잡음일 가능성이 있는 외곽에 위치한 화소는 모두 균일한 가중치로 추정하기 때문에 잡음 환경에서 적응적이지 못하다.

이러한 문제를 해결하는 방법으로  $\alpha$  값을 적응적으

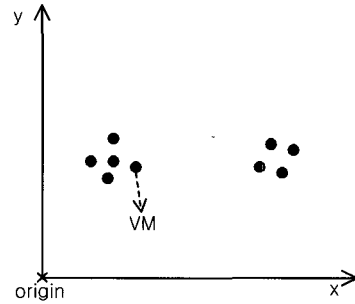
로 선택하거나 가중치를 적응적으로 선택할 수 있다. 본 논문에서는 이 두 가지를 동시에 이용할 수 있는 대안으로 조건적인 퍼지 클러스터 필터를 제안한다. 제안된 조건적인 필터에서는 칼라 스텝 윤곽선 검출기를 이용하여 스텝 윤곽선 영역과 평탄 영역(램프 윤곽선 포함)을 구분하여 필터링에 기여하는 서로 다른 데이터 집합을 이용하기 때문에  $\alpha$  값을 각 영역에 적합하게 선택하는 효과와 유사한 성질을 갖는다. 또한, 구분된 영역에 대해 퍼지 클러스터링에 의한 적응적인 가중치를 적용하기 때문에 잡음 환경에도 적응적일 수 있다. 즉, 중앙에 위치한 화소에는 좀 더 가중치를 부여하여 가중된 평균 필터링을 수행함으로써 잡음에 오염된 환경하에서 강건하고 우수한 필터 특성을 얻을 수 있다는 것이다.

제안된 조건적인 퍼지 클러스터 필터구조는 다음 (그림 1)과 같다.



(그림 1) 제안된 조건적인 퍼지 클러스터 필터의 구조

(그림 1)에서는 앞서 언급한 칼라 스텝 윤곽선 검출기를 이용하여 윈도우내의 중심 화소가 스텝 윤곽선 영역에 속하는지 평탄 영역에 속하는지를 판별한 뒤 평탄 영역에 속할 경우는 평탄 영역에서 우수한 평균 필터에 근접하게 윈도우내의 모든 화소를 이용하여 필터링을 하고 스텝 윤곽선 영역에 속할 경우는 윈도우내의 화소들의 분산(variance)밖에 있는 화소를 배제한 뒤 퍼지 클러스터 필터링을 한다. 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터는 스텝 윤곽선 영역에서 blurring 현상이 발생할 수 있는데 반하여, 제안된 조건적인 퍼지 클러스터 필터는 스텝 윤곽선 영역에서 sharpening이 발생하여 윤곽선 영역을 선명하게 할 수 있다. (그림 2)는 시각적인 편이성을 위해 2차원 스텝 윤곽선 데이터를 속성 공간에서 도식화 한 것이다.  $3 \times 3$  윈도우의 경우 윈도우내의 9개의 데이터들은 스텝 윤곽선 부분에서 각각 스텝 윤곽선의 한 단면을 나타내는 2그룹으로 나눌 수 있다.



(그림 2)  $3 \times 3$  윈도우에서 윤곽선 영역의 2차원 데이터들

(그림 2)에서 스텝 윤곽선 보존 능력이 우수한 벡터 미디안은 왼쪽 그룹의 데이터들 중 VM이라 표시된 데이터(aggregate 정렬 방법에 의해 9개의 데이터들 중 가장 중앙에 위치한 데이터)가 될 것이다. 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터의 출력 결과는  $\alpha$ 를 0.1로 할 경우 벡터 미디안으로부터 가장 외곽 데이터들인 오른쪽 그룹의 2개의 데이터가 배제되고, 나머지 7개 데이터들의 균일한 가중치에 의한 평균에 의해 오른쪽 그룹의 방향으로 스텝 윤곽선 이동이 일어날 수 있고, 결국 스텝 윤곽선 부분에서 blurring이 발생할 수 있다. 그러나, 제안된 조건적인 퍼지 클러스터 필터에서는 윈도우내의 화소들의 분산밖에 있는 화소, 즉 오른쪽 그룹의 화소 대부분을 배제한 뒤 적응적인 가중치를 이용하여 필터링을 하기 때문에 필터 출력 결과는 왼쪽 그룹의 방향으로 이동이 일어나게 되고, 이는 스텝 윤곽선 영역을 강조하는 sharpening 효과를 얻을 수 있다.

Doroodchi 등은 퍼지 클러스터링 방법을 단색조 영상의 필터링에 적용한 바 있는데 이는 단일 클러스터의 중심 값을 얻어 이를 필터링 출력 값으로 이용하는 방법을 택하고 있다[9]. 이러한 방법의 장점은 영상의 특성에 따라 적응적인 가중치를 얻을 수 있는 반면에 계산량은 클러스터링 알고리즘이 반복적인 연산을 필요로 하기 때문에 많아진다. 또 다른 단점은 기본적으로 단일 클러스터링 문제이기 때문에 윤곽선 영역과 같은 복수개의 클러스터로 모델링될 수 있는 영역에서는 윤곽선의 뭉개짐이 발생할 수 있다. 즉, 데이터 자체가 복수개의 클러스터임에도 불구하고 단일 클러스터 문제로 가정되었기 때문에 생기는 추정의 부정확성이 존재한다는 의미이다. 본 논문에서는 이러한 퍼지 클러스터링 방법을 벡터 데이터인 칼라 영상에 적용하였고,

스텝 윤곽선 영역과 평탄 영역을 구분하여 (그림 2)와 같이 윤곽선 영역의 경우에는 분산 범위 밖의 데이터를 배제하였기 때문에 이러한 문제를 완화할 수 있다.

또한, 본 논문에서는 적응적인 가중치의 결정을 위해 가능적 c-mean 클러스터링 방법을 이용하였다[6,8]. 이는 가능적 c-mean 클러스터링 방법이 퍼지 c-mean 클러스터링 방법에 비해 잡음이 있는 환경에서 강건한 소속함수 값을 얻을 수 있기 때문이다. 가능적 c-means의 목적함수는

$$J_m(L, U) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m d_{ij}^2 + \sum_{i=1}^N \eta_i \sum_{j=1}^N (1 - u_{ij})^m \quad (6)$$

과 같고, 여기서  $u_{ij}$ 는 j번째 벡터 데이터의 클러스터 i의 소속함수이며,  $d_{ij}$ 는 j번째 데이터와 클러스터 i의 중심과의 거리를 의미하며,  $\eta_i$ 는 클러스터의 분포 상태를 결정하는 정규화 요소로 적절한 양수 값이다. 식 (6)을 최소화하기 위한 소속함수 값 갱신 식은 식 (6)을  $u_{ij}$ 에 관해 미분하고, 미분 값을 0으로 함으로써

$$u_{ij} = \frac{1}{1 + \left(\frac{d_{ij}^2}{\eta_i}\right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (7)$$

로 구할 수 있다. 식 (7)에서,  $u_{ij}$ 의 값이 [0,1] 사이에 놓여있다는 것을 알 수 있고, 소속함수  $u_{ij}$  값은 클러스터 중심  $\beta_i$ 와 속성 데이터  $\mathbf{x}_j$  사이의 거리에만 의존한다.

이러한 가능적 c-mean을 이용하는 필터링의 과정은 다음의 알고리즘으로 요약할 수 있다. 알고리즘의 첫 번째 과정에서 초기 클러스터 중심 값으로는 윈도우내의 벡터 미디안 값을 이용하였다. 이는 스텝 윤곽선 검출에서 이미 계산된 양으로 추가적인 계산량의 부담을 덜 수 있으며, 미디안에서 반복을 시작함으로써 반복회수를 감소시키기 위함이다. 또한, 첫 번째 과정에서  $\eta$ 는 일종의 가중화 된 분산 값으로 취급될 수 있는데, 클러스터 중심을 벡터 미디안을 이용함으로써 임펄스 잡음 등에 강인한  $\eta$ 를 기대했기 때문이다. 두 번째 과정에서는 현재 윈도우가 칼라 스텝 윤곽선 영역일 경우는 분산이내에 속하는 화소들은 식 (9)에 의해 소속함수 값을 얻었고, 분산밖에 위치한 화소들의 소속함수 값은 0으로 하여 클러스터 중심 값을 계산

하는데 배제하였으며, 현재 윈도우가 평탄 영역에 속할 경우는 윈도우내의 모든 화소들은 식 (10)에 의해 소속함수 값을 구하였다. 세 번째 와 네 번째 과정에서 식 (11)은 정규화 요소  $\eta$ 의 계산을 위한 것이고, 식 (12)는 클러스터 중심을 계산하기 위한 식이다. 두 번째 과정부터 네 번째 과정까지는 클러스터 중심 값과 소속함수 값이 수렴할 때까지 반복함으로써 수렴된 클러스터 중심 값을 필터의 출력 값으로 이용하기 위한 과정이다. 식 (9), (10) 그리고 (11)에서  $d^2(\mathbf{x}_k, \mathbf{a})$ 는 클러스터 중심과 화소 데이터와의 거리를 의미한다.

**Algorithm**

**1st step)**

$$\eta = \frac{\sum_{k=1}^N w_{ok} \cdot d^2(\mathbf{x}_k, \mathbf{a})}{\sum_{k=1}^N w_{ok}} \quad (8)$$

**2nd step)**

- 1) color edge region :
  - if  $d^2(\mathbf{x}_k, \mathbf{a}) > \eta$  then  $\mu(\mathbf{x}_k) = 0$
  - else  $\mu(\mathbf{x}_k) = \frac{1}{1 + \left(\frac{d^2(\mathbf{x}_k, \mathbf{a})}{\eta}\right)^{\frac{1}{m-1}}}$  (9)

2) smooth region :

$$\mu(\mathbf{x}_k) = \frac{1}{1 + \left(\frac{d^2(\mathbf{x}_k, \mathbf{a})}{\eta}\right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (10)$$

**3rd step)**

$$\eta = K \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_k)^m \cdot d^2(\mathbf{x}_k, \mathbf{a})}{\sum_{k=1}^N (\mu_k)^m} \quad (11)$$

**4th step)**

$$\mathbf{a} = \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_k)^m \cdot \mathbf{x}_k}{\sum_{k=1}^N (\mu_k)^m} \quad (12)$$

**4. 실험 및 결과**

본 논문에서는 제안된 필터의 성능을 평가하기 위해

256 × 240 크기의 칼라 영상 Lenna와 Peppers를 가지고 실험하였다. 실험 결과에 대한 객관적인 평가 척도로는 인간의 시각 특성과 유사성이 높은 균등색 공간인 CIE LUV 색좌표계에서 NCD 척도를 이용하여 색 오차를 비교하였고, 주관적인 평가자로는 관측자의 시각에 의해 평가되었다. <표 1>은 혼합된 칼라 잡음하에서의 Lenna 및 Peppers 영상의 각 필터 결과들의 NCD 값들이고, (그림 3)은 혼합된 칼라 잡음하에서 Lenna 영상의 각 필터들에 의한 실험 결과이다. 본 논문에서는 지면관계상 Lenna영상의 실험 결과만 도시하였다. 본 논문에서 이용된 NCD 척도는

$$NCD = \frac{\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{239} \|\Delta E_{Luv}\|}{\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{239} \|E_{Luv}\|} \quad (13)$$

$$\Delta E_{Luv} = [(L - L^*)^2 + (u - u^*)^2 + (v - v^*)^2]^{(1/2)}$$

과 같다. 식 (13)에서  $L, u, v$ 는 원 영상의  $L, u, v$ 값이고  $L^*, u^*, v^*$ 는 필터링된 결과 영상의  $L, u, v$ 값이다. 표 1의 실험 결과를 살펴보면 임펄스 잡음 4%와 가우시안 잡음  $\sigma=10$ 이 혼합된 칼라 잡음하에서, 제안된 조건적인 퍼지 클러스터 필터(CFCF)는 기존의 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터( $V \alpha$ TM) 및 벡터 미디안(VMF), 평균필터(AMF)와 비교하여 볼 때 NCD관점에서 Lenna 및 Peppers 영상 등에서 가장 우수한 성능을 보였다. 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터에서  $\alpha$ 값은 0.1로 하였고, 실험 영상에서 칼라 잡음의 채널간의 상관관계 계수는  $\rho = 0.5$ 이다. 그리고, 주관적인 평가 척도인 사람의 시각에 의해 평가했을 때 (그림 3)에서와 같이 임펄스 잡음제거에 우수한 벡터 미디안 필터의 경우 임펄스 잡음은 잘 제거되었지만 가우시안 잡음이 제거가 잘 안된 것을 알 수 있고, 가우시안 잡음제거에 우수한 평균 필터의 경우 임펄스 잡음이 잘 제거되지 않은 것을 알 수 있다. 그리고, 임펄스 잡음과 가우시안 잡음이 혼합된 칼라 잡음하에서 우수한 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터의 결과는 전반적으로 임펄스 잡음과 가우시안 잡음을 잘 제거하였으나 눈, 콧날, 머리 카락 등과 같은 윤곽선 부근에서 blurring이 나타난 것을 알 수 있다. 그러나, 제안된 조건적인 퍼지 클러스터 필터는 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터보다 눈, 콧날, 머리카락 등과 같은 스텝 윤곽선 부근에서 sharpening에 의해 스텝 윤곽선이 선명함을 알 수 있고, 평탄 영



(a) Lenna 원 영상



(b) 혼합된 칼라 잡음하에서의 Lenna 영상



(c) 검출된 칼라 윤곽선



(d) 벡터 미디안의 결과



(e) 평균 필터의 결과



(f) V  $\alpha$ TM의 결과



(g) 제안된 CFCF의 결과

(그림 3) 제안된 조건적인 퍼지 클러스터 필터의 결과

<표 1> 혼합된 잡음(impulsive 4%+Gaussian  $\sigma=10$ )하에서 각 필터들의 NCD값( $\times 10^{-2}$ )

| Experimental Images | VMF     | AMF     | V $\alpha$ TM | 제안된 CFCF |
|---------------------|---------|---------|---------------|----------|
| Lenna               | 12.7479 | 9.1756  | 8.2674        | 7.5288   |
| Peppers             | 15.5864 | 11.1314 | 10.4019       | 9.5015   |

역에서도 전반적으로 결과가 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터보다 양호함을 알 수 있다. (그림 3(b))에서 혼합

된 칼라 잡음 역시 칼라 임펄스 잡음 4%와 가우시안 잡음  $\sigma=10$ 이 혼합된 잡음이고, 칼라 잡음의 채널간의 상관관계 계수는  $\rho = 0.5$ 이다. 필터링 수행시간은 Lenna 및 Peppers 영상 모두 벡터 미디안 및 평균 필터의 경우 약 18초, 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터의 경우 약 17초 정도 걸렸으나 제안된 조건적인 퍼지 클러스터 필터의 경우는 약 44초 걸렸다. 이는 제안된 조건적인 퍼지 클러스터 필터의 경우 필터링에 앞서 영역을 구분하는 과정으로 인한 계산량 증가와 필터링에 이용된 퍼지 클러스터링 방법이 영상의 특성에 따라 적응적인 가중치를 얻을 수 있는 반면에 반복적인 연산에 의해 계산량이 많아지기 때문이다.

## 5. 결 론

칼라 영상은 센서 잡음이나 채널 전송 에러 등에 의해 생기는 잡음에 의해 자주 오염되어진다. 이러한 칼라 잡음을 제거하기 위해 여러 형태의 필터들이 개발되었는데 특히, 가우시안 잡음과 임펄스 잡음이 혼합된 칼라 잡음하에서는 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터가 우수한 성능을 보여왔다. 그러나, 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터의 문제점은 필터링 과정이 영상의 전 영역에 걸쳐 균일하게 적용되어지기 때문에 스텝 윤곽선 이동이 일어나 blurring 현상이 나타나는 문제점이 있고, 중앙에 위치한 화소나 잡음일 가능성이 있는 외곽에 위치한 화소 모두 균일한 가중치로 필터링을 한다. 따라서, 본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 잡음 환경에서 강인한 칼라 스텝 윤곽선 검출기를 이용하여 스텝 윤곽선 영역과 평탄 영역을 구분한 뒤 각 영역에 적합하게 선택적인 필터링을 하는 조건적인 퍼지 클러스터 필터를 제안하였다. 그리고, 제안된 필터의 성능을 평가하기 위해 임펄스 및 가우시안 잡음이 혼합된 칼라 잡음하에서 실험을 행하였으며, 실험 결과는 객관적인 평가자로는 균등색 공간인 CIE LUV의 색좌표계에서 NCD 척도를 이용하여 색오차를 비교하였고, 주관적인 평가자로는 관측자의 시각에 의한 평가를 하였다.

제안된 조건적인 퍼지 클러스터 필터는 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터, 벡터 미디안 및 평균 필터 등과 같은 기존의 필터들과 비교하여 볼 때 NCD관점에서 가장 우수한 성능을 보였으며, 사람의 시각에 의해 평가했을 때도 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터보다 눈, 콧날, 머리카락 등

과 같은 스텝 윤곽선 부근에서 blurring이 심하지 않고 sharpening에 의해 스텝 윤곽선이 선명함을 알 수 있었고, 평탄 영역에서도 전반적으로 벡터  $\alpha$ -trimmed 평균 필터 결과보다 양호함을 알 수 있었다. 본 논문에서 개발되어진 필터들은 칼라 영상의 화질 개선, 위성 영상에서의 화질개선 및 필름에서의 잡음 제거 등 여러 분야에 이용될 수 있으리라 기대된다.

## 참 고 문 헌

- [1] I. Pitas and A. Venetsanopoulos, "Nonlinear Digital Filters : Principles and Applications," Boston, MA : Kluwer, 1990.
- [2] V. Barnett, "The Ordering of Multivariate Data," J. R. Statistical Society A, Vol.139, Part 3, pp.318-343, 1976.
- [3] S. Sanwalka and A. Venetsanopoulos, "Vector order statistics filtering of color images," in 13th GRETSI Symposium on Signal and Image Processing, pp.785-788, 1991.
- [4] S. Zenso, "A note on the gradient of a multi-image," Computer Vision Graphics and Image Processing, Vol.33, pp.116-125, 1986.
- [5] P. E. Trahanias and A. N. Venetsanopoulos, "Color edge detection using vector order statistics," IEEE Transaction on Image Processing, Vol.2, pp.259-264, 1993.
- [6] R. Krishnapuram and J. M. Keller, "A possibilistic approach to clustering," IEEE Transaction on Fuzzy systems, Vol.1, No.2, pp.98-110, 1993.
- [7] J. Astola, P. Haaristo and Y. Neuvo, "Vector Median Filters," Proceeding of IEEE, Vol.78, No.4, pp.678-689, 1990.
- [8] J. C. Bezdek, "Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms," Plenum, New York, 1981.
- [9] M. Doroodchi and A. L. Reza, "Fuzzy Cluster Filter," Proceedings of International Conference on Image Processing, pp.939-942, 1996.
- [10] A. Arakawa and Y. Arakawa, "A nonlinear digital filter using fuzzy clustering," ICASSP'92, Vol.4, 1992.





### 엄 경 배

e-mail : kbeum@cs.kunsan.ac.kr  
1990년 전북대학교 대학원 전자  
공학과 졸업(박사)  
1995년 캐나다 토론토대학교 전  
기 및 컴퓨터 공학과 박  
사후 연구원

1999년 일본 동경대학 생산기술 연구소 객원 연구원  
1989년~현재 : 군산대학교 컴퓨터과학과 부교수  
관심분야 : 칼라 영상처리 및 인식, 병렬처리, 퍼지이론  
및 신경망



### 이 준 환

e-mail : chlee@moak.chonbuk.ac.kr  
1980년 한양대학교 전자공학과 졸업  
(학사)  
1982년 과학기술원 전기전자공학과  
졸업(석사)  
1990년 미국 미주리대학 컴퓨터공학과  
졸업(박사)

1982년~현재 : 전북대학교 전자공학과 교수  
관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 인공지능

### 한 서 원



e-mail : hsw@idec.chonbuk.ac.kr  
1990년 전북대학교 전자공학과 졸업  
(학사)  
1994년 전북대학교 전자공학과 졸업  
(석사)  
1996년~1997년 일본 동경 공업대  
학교 전자계산학과(연구생)

1998년 전북대학교 전자공학과 수료(박사)  
1997년~현재 : 군산대학교 컴퓨터과학과 시간강사  
관심분야 : 영상처리, 인공지능, 컴퓨터 그래픽스