

論文96-33B-4-11

# 인간 시각의 칼라 활성 가중 왜곡 척도를 이용한 칼라 영상 양자화

## (Color Image Quantization Using Color Activity Weighted Distortion Measure of Human Vision)

金 旻 萬 \*, 李 應 柱 \*, 朴 洋 佑 \*, 李 採 守 \*, 河 永 浩 \*

(Kyeong-Man Kim, Eung-Joo Lee, Yang-Woo Park, Chae-Soo Lee, and Yeong-Ho Ha)

### 요 약

칼라 양자화는 칼라 카메라로부터 입력된 자연색의 칼라 영상을 컴퓨터 모니터에 표현하기 위해 현재 일반적으로 이용하고 있는 256 크기의 칼라 팔레트를 구성하는 것을 의미한다. 이것은 자연색 중에서 인간이 인식할 수 있는 색은 고작 수 백 가지 정도일 뿐만 아니라 실제 칼라 영상에 나타나는 색은 이 보다 훨씬 적다는 것을 바탕으로 한다. 하지만 양자화를 통해 구성된 팔레트를 이용하여 표현한 영상은 윤곽선 효과와 같은 양자화 오차가 많이 발생한다. 그러므로 양자화 오차를 효과적으로 줄여줌과 동시에 빠르게 칼라 팔레트를 구성할 수 있는 알고리즘을 개발하는 것이 중요하다. 본 논문에서는 이것을 만족시키기 위해 인간 시각 특성의 하나인 공간 마스크 효과를 이용하였다. 제안한 알고리즘에서는 칼라 영상의 국부 영상에서의 색의 변화에 대한 인간 시각의 반응 정도를 측정하는 칼라 활성 척도와 이 척도 값을 가중치로한 왜곡 척도를 이용함으로써 이 마스크 효과를 구현할 수 있었다. 그리고 이 가중 왜곡 척도를 바탕으로 하여 Otsu의 클래스간 분산 최대화 방법을 수정한 두 단계 칼라 양자화 알고리즘을 고안하였다. 이 알고리즘은 칼라 히스토그램을 이용하므로 주어진 영상에 알맞은 적절한 양자화 레벨을 빠르고 정확하게 구할 수 있다. 실험에서 제안한 알고리즘과 기존의 최적의 알고리즘의 결과를 비교했을 때 결과 영상의 시각적인 양자화 오차는 비슷하게 나타나지만 제안한 알고리즘의 양자화에 요구되는 시간은 훨씬 적음을 알 수 있었다.

### Abstract

Color image quantization is a process of selecting a set of colors to display an image with some representative colors without noticeable perceived difference. It is very important in many applications to display a true color image in a low cost color monitor or printer. The basic problem is how to display 224 colors with 256 or less colors, called color palette. In this paper, we propose an algorithm to design the 256 or less size color palette by using spatial masking effect of HVS and subjective distortion measure weighted by color activity in  $4 \times 4$  local region in any color image. The proposed algorithm consists of octal prequantization and subdivision quantization processing step using the distortion measure and modified Otsu's Between class variance maximization method. The experimental results show that the proposed algorithm has higher visual quality and needs less consuming time than conventional algorithms.

### 1. 서 론

칼라 카메라로부터 입력되는 자연색 영상은 한 화소

를 표현하기 위하여 적색, 녹색 및 청색의 세 채널을 필요로 하며 각 채널에 대해 8비트로  $2^8$  가지의 색 해상도를 가진다. 그러나 사람의 눈은 일정한 크기의 화소에 대하여 수 십 가지의 회도와 수 백 가지의 색상만을 느낄 수 있으며 실제 영상에 있어서도 사람이 느끼는 색상의 수는 표현할 수 있는 화소수보다 훨씬 적

\* 正會員, 慶北大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)

接受日: 1995年4月6日, 수정완료일: 1996年3月21日

기 때문에, 1600만 가지의 색 해상도를 수 백 가지의 색상으로 칼라 양자화하더라도 인식되는 화질은 크게 변화하지 않는다.<sup>13)</sup> 또한 현재 쓰이고 있는 대부분의 컴퓨터는 색을 표현하기 위해서 칼라 팔레트라고 알려진 8비트의 룩업 테이블(look up table)을 이용하고 있다. 그러므로 자연색 영상을 이 칼라 팔레트를 이용하여 모니터에 표현하기 위해서는 256가지 이내의 색으로 칼라 양자화하여야 한다.<sup>14)</sup> 하지만 이렇게 팔레트를 이용하여 적절하게 표현된 영상이라 하더라도 윤곽선 효과와 같은 양자화 오차를 가지고 있다.

1600만 가지의 자연색으로부터 256 크기의 팔레트를 구성하는 것을 목적으로 하는 칼라 양자화 알고리즘은 크게 두 종류로 나눌 수 있는데, LBG 알고리즘과 같은 반복 최적화 알고리즘(recursive optimization algorithm)<sup>11)</sup>과 분할 기법(divisive technique)<sup>14)</sup>을 이용하는 방법이 있다. 반복 최적화 방법은 양자화 오차가 최소가 될 때까지 알고리즘을 반복하면서 양자화 칼라 벡터를 개선시켜 주는데 이 때문에 양자화 오차는 최소이지만 반복과정에 있어서 모든 입력 칼라 벡터를 탐색하여 양자화 칼라를 개선시키므로 양자화에 요구되는 시간이 매우 많다. 반면에 분할 기법은 영상의 적색, 녹색 및 청색의 세 성분에 대한 히스토그램을 이용하여 문턱치를 결정하고 양자화하기 때문에 양자화에 요구되는 시간은 아주 짧으나 왜곡 오차가 크다는 단점이 있다. 그러므로 반복 최적화 알고리즘과 분할 기법의 왜곡 오차에 대한 시각적인 측면과 양자화에 요구되는 시간적인 측면에서의 장점을 잘 조정하는 알고리즘이 필요하다.

본 논문에서는 복원된 영상의 양자화 오차를 줄여 주기 위해서 인간 시각 특성 중의 하나인 공간 마스크 효과(spatial masking effect)<sup>11)</sup>를 이용하고 동시에 양자화 시간을 줄여 주기 위해서 Otsu의 클래스간 분산 최대화 방법(between class variance maximization method)<sup>14)</sup>을 수정하여 이용하였다. 이 공간 마스크 효과와 클래스간 분산 최대화 방법의 적절한 조합은 제안한 알고리즘으로 하여금 시각적인 측면과 시간적인 측면에서 뛰어난 성능을 가지게 하였다. 제안한 알고리즘에서는 공간 마스크 효과를 인간 시각의 칼라에 대한 활성 척도(human visual color activity measure)와 칼라 활성 가중 왜곡 척도(color activity weighted distortion measure)로써 구할 수 있었다. 인간 시각의 칼라에 대한 활성 척도는 사람의 눈이

적색, 녹색 및 청색 각각에 대해 반응 정도가 다르다<sup>1)</sup>는 특성을 이용하며 칼라 영상을 국부영역으로 나누었을 때 이 국부영역 내부에서의 칼라 변화에 대한 인간 시각의 반응 정도를 측정할 수 있다. 그리고 칼라 활성 가중 왜곡 척도는 앞서 구한 칼라 활성 척도값을 가중치로 적용하여 구하며 칼라 양자화에 있어 칼라 양자화 집합이 가지는 양자화 오차를 측정할 수 있도록 고안하였다. 클래스간 분산 최대화 방법은 히스토그램을 이용하여 적절한 문턱치를 결정하는 방법으로서, 제안한 방법에서의 히스토그램은 기존의 명암도 영상에서와는 다른 각 채널에서의 밝기에 대한 활성 척도의 히스토그램으로써 양자화를 위한 문턱치를 비선형적으로 구할 수 있게 하였다. 제안한 알고리즘을 여러 가지 칼라 영상에 적용시켜 본 결과 제안한 양자화 알고리즘이 칼라 양자화에 있어서 시간적으로는 Heckerbert의 알고리즘만큼 빠르면서 시각적으로는 최소의 양자화 오차를 가지는 알고리즘인 LBG 알고리즘만큼 좋은 더욱 효과적인 알고리즘이라는 것을 알 수 있었다.

## II. 칼라 양자화 알고리즘

칼라 양자화 알고리즘에는 여러 가지 많은 방법이 있지만, 일반적으로 널리 쓰이는 칼라 양자화 방법으로는 LBG(Linde, Buzo, and Gray) 알고리즘과 Heckerbert의 Median Cut 알고리즘이 있다.

LBG 알고리즘<sup>11)</sup>은 반복 최적화 알고리즘의 대표적인 것으로서  $K$  평균 집합화( $K$ -means clustering) 방법을 기반으로 한다. 이 방법은  $m$  차원의 벡터 공간에서의  $N$ 개의 입력 데이터 벡터들, 즉  $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N$  중에서 무작위로  $K$ 개의 초기 양자화 벡터(initial quantization vector)들을 선택하고 왜곡 척도인 TSE(Total Squared Error)를 최소가 되도록 양자화 벡터들을 반복적으로 개선시켜 주는 알고리즘이다. 이 방법에서는 양자화 벡터들을 개선시켜 주기 위하여 모든 입력 벡터에 대해  $K$ 개의 초기 양자화 벡터를 기준으로 유클리드 거리를 계산하고 최소의 값을 가지는 양자화 벡터를 선택하는 벡터 집합을 구성한다. 그리고 이 집합의 평균 벡터를 새로운 양자화 벡터로써 이용하여 다시 최소 TSE가 될 때까지 알고리즘을 반복한다. TSE와 최소 유클리드 거리를 가지는 양자화 벡터를 선택하기 위하여 다음과 같은 식을 이용한다.

$$E_{ts_i} = \frac{1}{N} \sum_{input=1}^N d(\vec{x}_{input}, \vec{y}_{quan}) \quad (1)$$

$$d(\vec{x}_{input}, \vec{y}_{quan}) = \arg \min_{1 \leq j \leq K} \|\vec{x}_{input} - \vec{y}_{quan,j}\|^2 \quad (2)$$

여기에서  $E_{ts_i}$ 는  $i$ 번째 반복 후의 TSE,  $\vec{x}_{input}$ 는  $K$ 차원의 입력 데이터 벡터, 그리고  $\vec{y}_{quan}$ 은  $i$ 번째 반복 후의 양자화 벡터를 가리키고 있다.

칼라 영상의 경우는 적색, 녹색 및 청색으로 구성되는 3차원 입력 칼라 벡터  $\vec{x}_{input}$ 를  $i$ 번 알고리즘을 반복 적용한 후에 최소의 TSE를 가지는 3차원 출력 양자화 칼라 벡터  $\vec{y}_{quan}$ 을 구하는 것을 의미한다.

LBG 알고리즘에서는 반복성을 제한하는 조건으로서 이전의 양자화 벡터로 구한 TSE와 새로운 양자화 벡터에서 구한 TSE의 차의 비가  $\epsilon (=0.001)$  보다 작을 때까지 알고리즘을 반복하는데 다음과 같다.

$$\frac{E_{ts_{i+1}} - E_{ts_i}}{E_{ts_i}} < \epsilon \quad (3)$$

여기에서  $E_{ts_{i+1}}$ 은 양자화 알고리즘을  $i-1$ 번 반복한 후의 TSE를 의미하고  $E_{ts_i}$ 는  $i$ 번 반복 후의 TSE를 의미한다.

이와 같이 최소의 TSE를 가지는 양자화 벡터를 결정 한 후에 입력된 벡터와 양자화 벡터들 간의 유클리드 거리를 구하여 가장 작은 거리를 가진 양자화 벡터에 입력 벡터를 정합하여 양자화된 결과를 얻게 된다. 이 방법에서는 왜곡 척도 TSE를 최소화하기 위해서 매번 반복 수행때 마다 모든 입력 벡터를 탐색해야 하는 문제가 발생한다. 그러므로 왜곡 오차의 측면에서는 최적의 방법이지만 계산량이나 양자화 시간에 있어서는 비효율적이다.

LBG 알고리즘과 같은 반복 최적화 방법과는 달리 왜곡 오차는 크지만 양자화 시간과 그 계산량을 줄일 수 있는 것으로 칼라 벡터 공간(vector space)을 좌표 축의 한 축에 수직인 분할면(partition hyperplane)을 정하여  $K$ 개의 독립적인 부영역(subregion)으로 연속적으로 나누는 방법이 있는데, 이것을 분할 기법<sup>[4]</sup>이라 한다. 그 대표적인 것이 Heckbert의 Median Cut 알고리즘<sup>[2]</sup>인데, 이 알고리즘은 적색, 녹색 및 청색 각 채널에 대해 히스토그램을 구하여 색이 같은 화소의 수를 계산한 후에 모든 화소에 있어서 각 성분들의 최대 변환범위를 구하여 가장 변환 범위가 큰 성분에

대한 값을 기준으로 그 크기대로 화소를 재배치한다. 그렇게 재배치한 화소들을 중간 화소를 분할면으로 하여 이등분한다. 이와 같은 방법으로 그 다음 단계에서 이등분된 각각의 화소 집합들에 대하여 다시 최대 변환범위를 갖는 성분을 구하고 그에 따라 재배치한 뒤 다시 이등분한다. 이러한 반복 과정을 화소 집합의 개수가 팔레트에서 원하는 색의 수와 같아질 때까지 한다. 이렇게 하여 처리가 끝나면 각 화소 집합에 속한 화소들의 평균 값이 양자화 칼라 벡터가 된다. 이 방법의 결과는 칼라를 이루는 각 성분에 대한 히스토그램을 이용함으로써 양자화 시간은 아주 빠르나 그 양자화 오차가 크다는 단점이 있다.

그러므로 LBG 알고리즘과 Heckbert 알고리즘의 왜곡 오차의 시각적인 측면과 양자화 때 걸리는 시간적인 측면에서의 장점을 잘 조정하는 효과적인 알고리즘의 개발에 대한 연구가 필요하다.

### III. 인간 시각의 칼라 활성 가중 왜곡 척도

영상 신호를 양자화할 때 복원된 영상의 최종 관찰자는 인간이라는 점을 중시하여 같은 비트율이라도 화질의 저하를 최소화하기 위해 인간 시각의 민감도가 낮은 곳에서는 양자화 오차를 상대적으로 많이 주고 인간 시각의 민감도가 높은 곳에서는 양자화 오차를 상대적으로 적게 주기 위해 인간 시각 특성<sup>[11]</sup>을 이용한다. 이러한 인간 시각 특성에는 세 가지 특성, 즉 주파수 민감도, 공간 마스크 효과 및 대비 민감도가 있다. 주파수 민감도는 인간 시각 특성이 주파수에 따라 상대적인 가시도가 저주파에서 보다 고주파에서 상대적으로 좋다는 성질인데, 이는 저주파 보다 고주파에 상대적으로 양자화 오차를 많이 주어도 인간의 시각에는 그 오차를 느끼지 못한다는 특성을 이용한다. 공간 마스크 효과는 영상의 명암이 심하게 변하는 곳이나 그 부근에서 발생하는 양자화 오차는 인간 시각에 잘 띄지 않는 성질을 이용하여 그 영역에는 양자화 오차를 크게 주어도 인간 시각은 그 오차를 느끼지 못한다는 특성을 이용한다. 대비 민감도는 균일한 자극에 대해 평균 밝기가 어두운 곳이나 밝은 곳 근처에 있을 때 보다 중간 명암도일 때가 양자화 오차가 더 민감하다는 특성을 이용한다.

제안한 알고리즘에서는 이 세 가지 인간 시각 특성 중에 칼라 영상의 양자화를 위해서 공간 마스크 효과

만을 이용하였다. 즉, 사람의 눈이 칼라 변화가 적은 영역에서는 양자화 오차를 잘 인식하고 칼라 변화가 더 많은 곳에서는 양자화 오차를 잘 인식하지 못한다는 점을 이용하였다. 이러한 칼라 변화의 양을 측정하기 위해서 인간 시각의 칼라에 대한 활성화 척도를 제안하고 이 척도에 의한 측정 값을 칼라 양자화 알고리즘 구현에 중요한 왜곡 척도의 가중치로써 이용하였다.

### 1. 인간 시각의 칼라에 대한 활성화 척도

인간의 눈에는 카메라의 렌즈에 해당하는 수정체가 있고 빛의 양을 조절하는 홍채가 있으며 수정체의 곡률 조절에 따라서 상이 필름에 해당하는 망막(retina)에 맺힌다. 이 망막에는 빛에 민감한 두 종류의 인식세포인 추상세포와 간상세포가 있다. 간상세포는 망막의 표면에 7천 5백만개 내지 1억 5천만개가 분포하며 어두운데서 작용하고 빛에 민감하기 때문에 낮은 밝기에서 볼 수 있게 해주지만, 색을 구분하지는 못한다. 이에 대하여 추상세포는 6백만개 내지 7백만개가 존재하며 밝은 빛에 민감하게 반응하며 색을 구별하는 능력이 있다. 추상세포는 망막의 중심와(fovea)에는 많이 분포하지만 주변에는 적고 간상세포는 주변에 많고 중심와에는 거의 없다.<sup>[12][13]</sup>

인간 시각의 색을 인식하는 방법을 알기위한 여러 가지 이론이 있으나 그 중에서도 가장 일반적으로 받아들여지고 있는 것이 Young과 Helmholtz의 3원색설<sup>[12]</sup>이다. Young과 Helmholtz는 망막에 각각 다른 추상체들에 존재하는 세 가지 다른 형태의 색소(pigment)가 있으며 이들의 반응이 대뇌에 전달되어 색을 인지할 수 있다고 생각하였다. 일반적으로 이러한 특성을 가진 추상세포들은 적색, 녹색 및 청색으로 나뉜다. 눈으로 들어 온 빛이 세 가지 채널을 통과하여 그 반응이 대뇌에 전달되면 각각의 반응들이 혼합되어 중간색을 느끼게 되고 그 비율이 같은 정도이면 무채색을 느끼게 된다는 것이다. 즉, 색을 감지할 수 있는 눈의 추상세포에는 적색, 녹색 및 청색에 해당하는 주파수에 따라 다른 흡수특성을 가진 세 종류의 감각 기관<sup>[10][12][13]</sup>이 있어서 이 세 종류의 감각 기관에 빛이 들어 왔을 때 각 감각 기관은 대역 통과 여파기가 되어 어느 특정한 주파수 영역에서만 반응하는 필터 작용을 하고 그 반응들이 혼합되어 색을 인식한다고 볼 수 있다. 또한 이렇게 여파된(filtered) 빛에 대하여 세 감각 기관은 인식율을 달리하는데, 적색에 있

어서는 30%, 녹색에 있어서는 60% 및 청색에 있어서는 10% 정도를 인식하게 된다. 그리고 이 인식율은 상대적인 빛의 밝기와 파장에 따라서 달라지는데 파장이 다른 여러 단색광이 모두 같은 강도의 에너지를 갖고 있다고 가정할 때, 각 단색광에서 느끼는 밝음의 감각을 시감도라고하며, 이 시감도의 차를 상대적으로 나타낸 것을 비시감도라 한다. CIE에서는 이 비시감도를 밝기에 따라 명순응 시각(photopic vision)과 암순응 시각(scotopic vision)<sup>[10]</sup>으로 분류한다.

CIE 표준인 그림 1은 표준 관찰자라 불리는 전형적인 사람에 대한 파장의 함수로서 광학 복사에 대한 인간 시각 시스템의 주파수 민감도를 나타낸다. 그림 1의 오른쪽 곡선은 상대적으로 높은 밝기에서의 명순응 시각을 나타내고 있고, 왼쪽 곡선은 상대적으로 낮은 밝기에서의 암순응 시각을 나타낸다

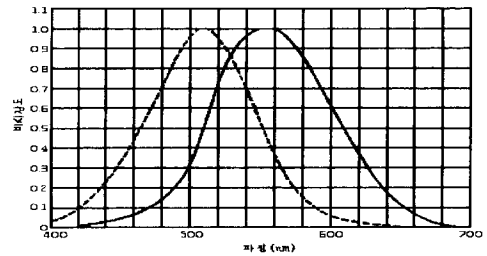


그림 1. 인간 시각 시스템의 명순응 시각과 암순응 시각

Fig. 1. Photopic vision and scotopic vision of human visual system.

CIE 색도<sup>[12]</sup>를 보았을 때 적색은 615 ~ 700nm, 녹색은 500 ~ 530nm 및 청색은 460 ~ 480nm 정도의 주파수에서 높은 민감도를 가지는데, 그림 1을 살펴보면 사람은 상대적으로 밝은 곳에서는 적색 부분에 예민하고 상대적으로 어두운 곳에서는 청색 부분에 예민하다는 것을 알 수 있다.

칼라 카메라로부터 얻어진 적색, 녹색 및 청색의 세 채널로 구성된 칼라 영상을 양자화하기 위해서 제안한 알고리즘에서는 위에서 설명한 것과 같이 인간 시각 시스템이 칼라 영상의 각 성분에 대하여 다른 반응 정도를 나타내는 데에서 유도된 가중치를 이용하여 인간 시각 시스템의 칼라에 대한 활성화 척도를 식 (4)와 같이 구현할 수 있었다.

먼저, 칼라 영상을 실험을 통해 가장 좋은 결과를

만든 블록의 크기인  $4 \times 4$  의 블록으로 나누어주고, 각 블록에 대해 평균 칼라 벡터  $\vec{c}_{mean}$ 을 계산한 후 블록 내의 모든 칼라 벡터  $\vec{c}_i, i = 1, 2, \dots, 16$ 의 인간 시각의 칼라에 대한 활성 척도  $w(\vec{c})$ , HVCAM을 다음과 같이 계산하는데, 한 블록 내의 모든 화소에 대해 같은 값을 갖게 하였다.

$$\begin{aligned}
 w(\vec{c}) &= \frac{1}{16} \sum_{i=1}^{16} \nabla(\vec{c}_i, \vec{c}_{mean}) \\
 &= \frac{1}{16} \sum_{i=1}^{16} \{ \alpha(C_{i,R} - C_{mean,R})^2 + \beta(C_{i,G} - C_{mean,G})^2 \\
 &\quad + \gamma(C_{i,B} - C_{mean,B})^2 \}^{\frac{1}{2}} \tag{4}
 \end{aligned}$$

여기에서  $C_{i,R}, C_{i,G}$  및  $C_{i,B}$ 는 블록 내의 칼라 벡터  $\vec{c}_i$ 의 적색, 녹색 및 청색의 세 성분을 가리키고,  $C_{mean,R}, C_{mean,G}$  및  $C_{mean,B}$ 는 블록에 대한 평균 칼라 벡터  $\vec{c}_{mean}$ 의 세 성분을 가리킨다.

$\alpha, \beta$  및  $\gamma$ 는 위에서 설명한 눈의 세 감각 기관의 인식율인데, 영상의 각 블록에서의 밝기 성분을 상대적으로 높은 부분인 명순응 시각 대역과 상대적으로 낮은 부분인 암순응 시각 대역, 그리고 그 사이의 중간 대역으로 분류하여 각 대역에 대해 다른 가중치를 적용하였다. 명순응 시각과 암순응 시각 대역에서는 그림 1에서 제시된 적색, 녹색 및 청색에 해당하는 상대적인 민감도가 높은 영역의 민감도를 합하여 1이 되도록 정규화하여 구하고, 중간 대역에서는 명도 성분을 구하기 위해 적색, 녹색 및 청색에 대해 가중치로 사용하는 값을 이용하였는데, 각 대역에서의  $\alpha, \beta$  및  $\gamma$ 는 다음과 같다.

$$\begin{cases}
 \text{명순응 시각대역} : \alpha = 0.322, \beta = 0.628, \gamma = 0.05 \\
 \text{중간 시각대역} : \alpha = 0.299, \beta = 0.587, \gamma = 0.114 \\
 \text{암순응 시각대역} : \alpha = 0.048, \beta = 0.547, \gamma = 0.405
 \end{cases} \tag{5}$$

영상의 각 블록에서의 대역을 나누는 방법은 전체 영상의 밝기 성분에 대한 평균값  $I_{mean}$ 과 그 표준 편차  $\sigma$ 를 문턱치로 사용하여 각 블록에서의 평균 밝기 성분이 속하는 대역을 구하며, 그림 2와 같다.

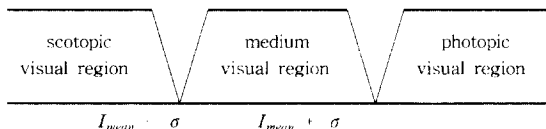


그림 2. 밝기에 따른 시각 대역 결정  
Fig. 2. Visual band determination according to lightness.

2. 칼라 활성 가중 왜곡 척도

앞에서 구한 칼라 영상의 각 화소에서의 HVCAM을 가중치로 이용하여 가중 왜곡 척도(weighted distortion measure)를 다음과 같이 표현하는데, 이것은 공간 마스크 효과를 나타낼 수 있도록 고안하였다.

$$\begin{aligned}
 D &= \sum_{i=1}^N D_i \\
 &= \sum_{i=1}^N \sum_{c_{x,y} \in \Omega_i} \frac{1}{w(c_{x,y})^2} \| \vec{c}_{x,y} - \vec{\mu}_i \|^2 \tag{6} \\
 &= \sum_{i=1}^N \sum_{c_{x,y} \in \Omega_i} \frac{1}{w(c_{x,y})^2} E_q
 \end{aligned}$$

여기에서  $N$ 은 양자화 칼라 집합의 수,  $D_i$ 는  $i$ 번째 칼라 집합의 왜곡 척도,  $\vec{c}_{x,y}$ 는 화소 위치  $(x,y)$ 에서의 입력 칼라 벡터,  $w(\vec{c}_{x,y})$ 는 입력 칼라 벡터의 식 (4)로써 구한 HVCAM,  $\Omega_i$ 는 입력 칼라 벡터가 속하는 칼라 집합 및  $\mu_i$ 는 칼라 집합의 평균으로써 계산되는  $i$ 번째 칼라 집합의 대표 칼라 벡터인데 4장에서 설명한다. 그리고  $E_q$ 는 식에서 나타나듯이 양자화 오차를 의미한다.

제한한 칼라 양자화 알고리즘에서는 입력된 칼라 영상의 모든 칼라 벡터들을 양자화 했을 경우  $N(\leq 256)$ 개의 칼라 집합(color cluster)을 구성하게 되는데, 각 칼라 집합을 대표할 대표 칼라 벡터를 집합의 평균 벡터로써 계산하고 그 집합에 대한 집합 왜곡 척도  $D_i$ 를 구한다.

이 집합 왜곡 척도는 식 (6)에서 보듯이 양자화 오차  $E_q$ 에 HVCAM을 역의 가중치로 활용하였다. 그러므로 한 칼라 벡터가  $i$ 번째 칼라 집합에 속했을 때, 이 칼라 벡터가 나타내는 활성 정도가 크다면 즉, 칼라 변화가 큰 곳의 칼라라면 양자화 오차에 역으로 가중된 활성 정도가 그 집합의 양자화 오차를 상대적으로 크게 줄여주게 되고 뒤에서 설명할 제한한 알고리즘에서는 최대의 왜곡을 가진 칼라 집합을 분할하기 때문에 그 집합은 더 이상 양자화 되지 않을 수 있다. 그와 반대로 이 칼라 벡터가 나타내는 활성 정도가 작다면 즉, 칼라 변화가 적은 곳의 칼라라면 양자화 오차에 역으로 가중된 활성 정도가 그 집합의 양자화 오차를 상대적으로 적게 줄여주거나 혹은 늘여주게 되고 제한한 알고리즘에서 최대 왜곡을 가진 칼라 집합을 분할하기 때문에 이 칼라 집합은 더 많이 분할되고 또한 더 많이 양자화될 수 있다. 이렇게 함으로써 전체적으로는 목표로 하는 마스크 효과를 나타내게 하였다.

#### IV. 제안한 칼라 양자화 알고리즘

이 절에서는 앞에서 설명한 양자화 척도를 이용하여 카메라로부터 얻어진 임의의 칼라 영상의 칼라 벡터들을 칼라 양자화하는 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘은 Otsu의 영역 분할 알고리즘<sup>[14]</sup>에서 분할 문턱치 결정 방법을 칼라 양자화에 적합하도록 수정하여 이용하였다. 이 수정된 분할 문턱치 결정 방법을 이용하여 제안한 양자화 알고리즘은 초기 양자화 과정과 그것을 더욱 세분화하는 세분화 양자화 과정으로 구성되어 있다.

##### 1. 8개 칼라 집합으로의 초기 양자화

제안한 양자화 알고리즘에서는 칼라 양자화를 위한 양자화 레벨을 결정하기 위해 영역 분할법의 문턱치 결정 방법을 이용하였다. 그러나 현재까지 나온 칼라 영상을 영역 분할하는 알고리즘<sup>[15][16]</sup>은 많은 시간이 걸리기 때문에 단색 영상을 분할하는 방법 중 빠르고 정확하게 분할 문턱치를 결정할 수 있는 알고리즘이 필요하다. 여러 가지 최적 문턱치를 결정하는 방법이 있지만 칼라 영상을 이루는 세 채널 각각은 하나의 단색 영상을 이루고 있다는 것을 알고서 단색 영상의 히스토그램을 이용해 최적의 분할 문턱치를 결정하는 알고리즘<sup>[17]</sup>들을 조사하였다. 그 중에서 제안한 알고리즘은 Otsu의 클래스간 분산 최대화 방법<sup>[14]</sup>을 수정하여 칼라 양자화에 이용하였다. Otsu는 흑백 영상에 두 개의 주요 명도로 구성된 영역이 있다고 가정하고 히스토그램을 이용하여 두 영역으로의 분할을 위한 최적의 문턱치를 구하는 알고리즘을 제안했는데 클래스간 분산을 최대화 하는 명도를 문턱치로 결정하였다.

제안한 알고리즘은 칼라 영상의 세 채널로부터 각 채널에 대한 히스토그램을 구하여 양자화 레벨의 결정을 위한 문턱치 결정 방법에 적용하였다. 그러나 Otsu의 방법과는 달리 밝기에 대한 빈도수를 이용하는 것이 아니라, 앞의 식 (4)로써 구한 각 채널의 밝기에 대한 HVCAM을 빈도율로써 이용하는 히스토그램을 구한다. 이 HVCAM 빈도율 히스토그램으로부터 칼라에 대한 인간 시각 특성이 고려된 문턱치를 구하기 위해 클래스간 분산 최대화 방법을 수정하였는데, 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \sigma_B^2 = & W_{c_1}(c_T)(\mu_{c_1}(c_T) - \mu_c)^2 \\ & + W_{c_2}(c_T)(\mu_{c_2}(c_T) - \mu_c)^2 \end{aligned} \quad (7)$$

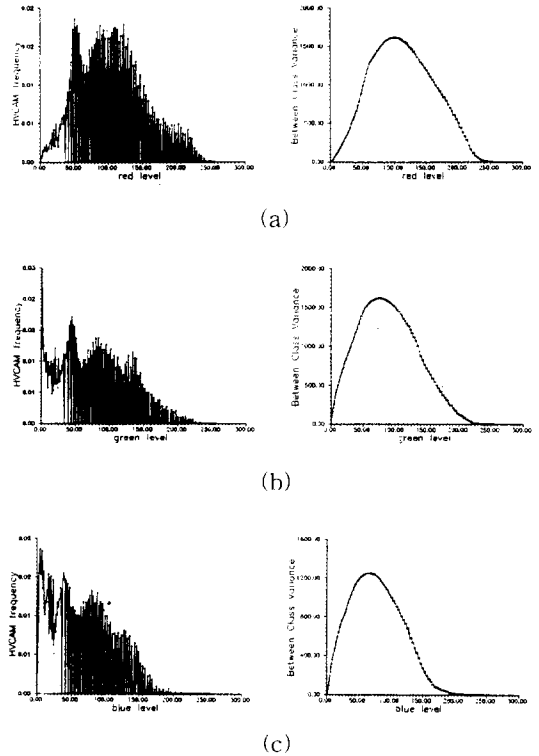


그림 3. 각 채널에서의 HVCAM 빈도율과 클래스간 분산

(a) 적색 채널 (b) 녹색 채널 (c) 청색 채널

Fig. 3. HVCAM frequencies and between class variance in each channel.

(a) red channel. (b) green channel. (c) blue channel.

여기에서 히스토그램을 두 클래스로 나누려할 때  $c$ 는 적색, 녹색 및 청색의 세 채널,  $\sigma_B^2$ 은  $c$ 채널에서의 클래스간 분산,  $W_c$ 는  $c$ 채널의  $i$ 클래스의 HVCAM 빈도율의 합,  $\mu_c$ 는  $c$ 채널 영상의 전체 평균, 및  $\mu_c(c_T)$ 는 채널 문턱치 명도 레벨  $c_T$ 에 의해 결정된  $i$ 클래스의 평균을 의미한다.

식 (7)에 의해 구한 클래스간 분산을 최대로 만족하는 문턱치를 각 채널에 대해 결정하는데 있어 앞서 구한 HVCAM을 반영하여 인간 시각 특성이 고려된 양자화 문턱치를 구하려는 의도에서 이와 같은 수정 알고리즘을 제안하였다. 그림 3은 칼라 영상의 각 채널에 대한 HVCAM 빈도율과 식 (7)을 이용해 구한 클래스간 분산으로써, 실험에서는 Girl 영상을 사용하였다.

그림 3에서 보여지는 최대의 클래스간 분산을 가지는 각 채널의 밝기를 문턱치  $c_T$ ,  $c = R, G, B$ 로 선

백하고, 이를 이용해 8개의 초기 칼라 집합(octal initial color cluster)을 다음과 같이 구성한다.

- ①  $r < R_T$  and  $g < G_T$  and  $b < B_T$
  - ②  $r < R_T$  and  $g < G_T$  and  $b \geq B_T$
  - ③  $r < R_T$  and  $g \geq G_T$  and  $b < B_T$
  - ④  $r < R_T$  and  $g \geq G_T$  and  $b \geq B_T$
  - ⑤  $r \geq R_T$  and  $g < G_T$  and  $b < B_T$
  - ⑥  $r \geq R_T$  and  $g < G_T$  and  $b \geq B_T$
  - ⑦  $r \geq R_T$  and  $g \geq G_T$  and  $b < B_T$
  - ⑧  $r \geq R_T$  and  $g \geq G_T$  and  $b \geq B_T$
- (8)

이와 같이 원영상의 칼라 벡터들을 이 8개의 칼라 집합으로 나누고, 각 집합으로부터 시각 특성을 고려하여 초기 양자화를 위한 집합 대표 칼라 벡터를 계산하는데, 다음과 같다.

$$\vec{\mu}_i = \frac{1}{T_w} \sum_{\vec{c}(x,y) \in \Omega_i} w(\vec{c}(x,y)) \vec{c}(x,y) \quad (9)$$

여기에서  $\vec{\mu}_i$ 는  $i$ 번째 양자화를 위한 칼라 집합의 대표 칼라 벡터,  $T_w$ 는  $i$ 번째 칼라 집합의 HVCAM의 총합,  $\Omega_i$ 는  $i$ 번째 칼라 집합,  $\vec{c}(x,y)$ 는 화소 위치  $(x,y)$ 에서의 입력 칼라 벡터 및  $w(\vec{c}(x,y))$ 는 입력 칼라 벡터가 가지는 활성 척도를 의미한다.

식 (9)로써 한 칼라가  $i$ 번째 칼라 집합에 속했을 때, 그 칼라의 HVCAM과 칼라 집합 전체의 HVCAM을 이용하여 인간 시각 특성을 고려한 대표 칼라 벡터를 구할 수 있다. 이와 같이 계산된 8개의 양자화 칼라 벡터로 칼라 집합 내의 입력 칼라 벡터들을 정합하면 초기 양자화된 영상을 얻을 수 있는데, 이것을 다음 알고리즘에서 더욱 세분화하여 양자화 한다.

2. 초기 양자화된 영상의 세분화 양자화 알고리즘

이 절에서는 8개의 초기 양자화 칼라 벡터로 양자화된 영상을 더욱 세분화하여 양자화한다. 이 세분화 알고리즘은 앞에서 구한 8개 초기 양자화 칼라 벡터들에 대한 칼라 집합의 대표 칼라 벡터를 중심으로 인간 시각 특성을 이용하는 가중 왜곡 척도를 구하고 가장 큰 왜곡을 보이는 칼라 집합을 수정 클래스간 분산 최대화 방법을 이용해 다시 8개의 세분화 칼라 집합으로 반복적으로 나누어 가는 과정으로 구성했다. 이 과정을  $N(\leq 256)$ 개의 칼라 벡터 집합이 구성될 때까지 반복한

다. 식 (9)로써 집합 대표 칼라 벡터를 계산하고 집합에 속해 있는 입력 칼라 벡터를 여기에 정합하면 양자화된 영상을 얻을 수 있다. 그리고 이  $N$ 개의 집합 대표 칼라 벡터들은 입력 영상을 컴퓨터 모니터에 표현할 수 있게 하는 칼라 팔레트를 구성한다.

그림 4는 이 세분화 양자화 알고리즘을 간단하게 순서도로써 나타낸 것이다.

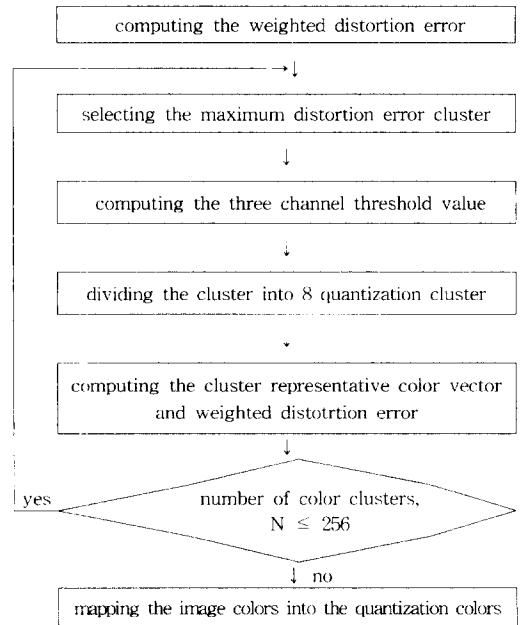


그림 4. 세분화 칼라 양자화 알고리즘  
Fig. 4. Subdivision color quantization algorithm.

V. 실험 및 결과

제안한 양자화 알고리즘의 양자화 결과를 보이기 위해서 실험에서는  $256 \times 256$  크기의 평평한 특성을 많이 포함하고 있는 Girl 영상과 미세한 성분을 많이 포함하고 있는 Boats 영상을 이용하였다. 그리고 기존의 알고리즘과의 비교를 위해 LBG 알고리즘과 Heckbert 알고리즘으로 같은 영상에 적용하여 보았다. 그림 5의 (a)는 Girl 원영상, (b)는 (a)를 LBG 알고리즘으로 256가지의 색으로 양자화한 결과, (c)는 Heckbert 알고리즘으로 255가지의 칼라로 양자화한 결과, 그리고 (d)는 제안한 알고리즘으로 253가지의 칼라로 양자화한 결과이다. 그림 6의 (a)는 Boats 원영상, (b)는 (a)를 LBG 알고리즘으로 256가지의 색으로 양자화한 결

과, (c)는 Heckbert 알고리즘으로 255가지의 칼라로 양자화한 결과, 그리고 (d)는 제안한 알고리즘으로 251가지의 칼라로 양자화한 결과이다. 그리고 표 1은 두 영상에 세 알고리즘을 적용시켜 양자화에 요구되는 시간을 측정된 결과인데, 이것은 486 개인용 컴퓨터에서 측정하였다. 이 시간은 정합 시간을 합한 시간이다. 그림 5, 6 및 표 1의 결과에서 보여주듯이 제안한 알고리즘이 양자화 시간은 적게 들면서 양자화 오차를 줄여 줄 수 있음을 알 수 있다. 제안한 알고리즘의 결과가 시각적인 오차는 LBG 알고리즘에 가까우면서 양자화에 요구되는 시간은 Heckbert 알고리즘과 거의 유사함을 알 수 있다. 그러나 제안한 알고리즘에서 양자화 벡터의 수를 64개 이하로 줄였을 때에는 양자화 오차가 현저하게 커짐을 볼 수 있었는데, 이 때에는 다른 알고리즘과 같이 오차 확산법(error diffusion)과 같은 후처리 알고리즘을 이용하면 양자화 오차를 개선시킬 수 있다.

표 1. 세 알고리즘의 칼라 양자화에 요구되는 시간

Table 1. Needed time for color quantization of three algorithms.

알고리즘 \ 실험 영상	Girl 영상	Boats 영상
LBG 알고리즘	2시간 55분 51초	2시간 10분 30초
Heckbert 알고리즘	1분 43초	1분 43초
제안한 알고리즘	1분 48초	1분 29초

VI. 결론

본 논문에서는 1600만 가지의 자연색으로 구성된 칼라 영상을 256가지 이하의 칼라로 양자화하기 위한 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘에서는 인간 시각 특성 중의 하나인 공간 마스크효과<sup>[11]</sup>를 이용하여 양자화함으로써 시각적으로 두드러진 양자화 오차를 최대한 적게함과 동시에 칼라 영상을 구성하는 적색, 녹색 및 청색 세 성분의 히스토그램 특성을 이용하여 양자화에 요구되는 시간을 줄이려고 하였다. 공간 마스크 효과를 구현하기 위하여 사람의 눈이 적색, 녹색 및 청색 각각에 대해 반응 정도가 다르다는 것을 이용하는 인간 시각의 색에 대한 활성 척도와 이 척도 값을 가중치로 적용한 가중 왜곡 척도를 제안하였다.

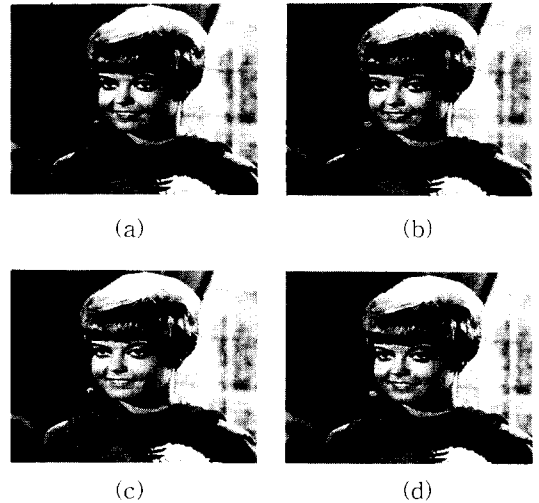


그림 5. Girl 원영상과 여러 가지 알고리즘으로 양자화된 결과  
(a) Girl 원영상 (b) LBG 알고리즘 결과 영상 (c) Heckbert 알고리즘 결과 영상 (d) 제안한 알고리즘 결과 영상

Fig. 5. Girl image and quantized results with various algorithms.  
(a) Girl original image. (b) LBG algorithm result image. (c) Heckbert algorithm result image. (d) proposed algorithm result image.

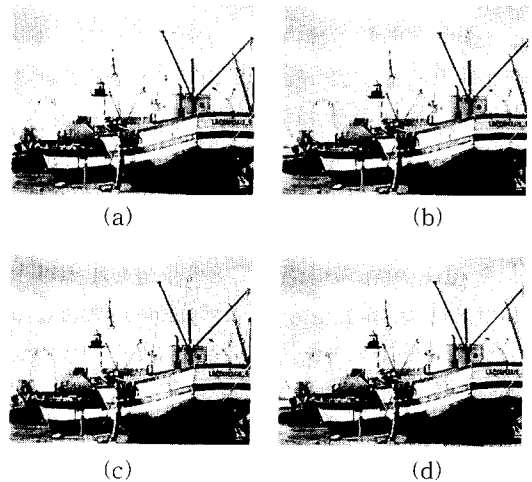


그림 6. Boats 원영상과 여러 가지 알고리즘으로 양자화된 결과  
(a) Boats 원영상 (b) LBG 알고리즘 결과 영상 (c) Heckbert 알고리즘 결과 영상 (d) 제안한 알고리즘 결과 영상

Fig. 6. Boats image and quantized results with various algorithms.  
(a) Boats original image. (b) LBG algorithm result image. (c) Heckbert algorithm result image. (d) proposed algorithm result image.



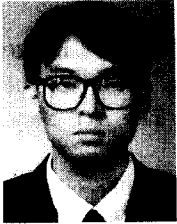
이와 같이 제안한 활성 척도와 가중 왜곡 척도를 수정 클래스간 분산 최대화 방법에 적용하여 짧은 시간에 양자화 레벨을 결정하게 하는 알고리즘이 되도록 하였다. 그리고 효과적인 양자화를 위해 양자화 알고리즘을 두 단계로 구성하였는데, 8개의 초기 양자화 벡터를 결정하기위한 첫 단계와 이 양자화 벡터로부터 가중 왜곡 척도를 계산하고 이것을 줄여주기위해 가장 큰 가중 왜곡 척도를 가진 양자화 칼라 집합을 다시 8개의 양자화 집합으로 분할해 나가는 과정을 반복하는 세분화 양자화의 두 번째 단계로 구성하였다.

제안한 알고리즘을 평평한 성분을 많이 가진 영상과 미세한 성분을 많이 가진 영상에 적용한 결과 양자화에 요구되는 시간은 짧으면서 양자화 오차를 현저히 줄여줄 수 있는 알고리즘이라는 것을 알 수 있었다. 그러나 어떤 알고리즘이든 양자화 벡터의 수를 줄였을때 나타나는 양자화 오차는 현저하게 크지게 된다. 그러므로 차후에는 양자화 벡터의 수가 줄어들었을 때에도 오차를 줄여주도록하는 오차 확산법과 같은 후처리 알고리즘을 개발해야 할 것이다. 그리고 제안한 알고리즘의 결과로 주어지는 칼라 팔레트를 이용하여 주소 벡터 양자화(address vector quantization)하면 더욱 비트율이 향상된 부호화 기법을 개발할 수 있을 것이다.

#### 참 고 문 헌

- [1] Y. Linde, A. Buzo, R. Gray, "An Algorithm for Vector Quantization Design," *IEEE Trans. on Comm.*, Vol. COM-28, No. 1, pp. 84-95, Jan. 1980.
- [2] P. Heckbert, "Color Image Quantization for Frame Buffer Display," *Computer Graphics*, Vol. 16, No. 3, pp. 297-307, July 1982.
- [3] 강 경진, 이 태원, "색압축을 위한 적응형 팔레트 설계," 제 5회 신호처리합동학술 대회 논문집, Vol. 5, No. 1, 1992
- [4] S. J. Wan, S. K. M. Wong, P. Prusinkiewicz, "An Algorithm for Multidimensional Data Clustering," *ACM Trans. on Mathematical Software*, Vol. 14, No.2, pp. 153-162, June 1988.
- [5] G. B. Coleman, H. C. Andrews, "Image Segmentation by Clustering," *Proc. of the IEEE*, Vol. 67, No. 5, pp. 773-785, May, 1979.
- [6] M. Celenk, "A Color Clustering Technique for Image Segmentation," *CVGIP*, 52, pp. 145-170, 1990.
- [7] C. A. Glasbey, "An Analysis of Histogram-Based Thresholding Algorithm," *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, Vol. 55, No. 6, pp. 532-537, November, 1993.
- [8] K. E. Spauldign, L. A. Ray, J. R. Sullivan, "Secondary quantization of color images for minimum visual distortion," *SPIE*, Vol. 1913, pp. 261-269, 1993.
- [9] T. S. Liu, L. W. Chang, "Greedy Tree Growing for Color Image Quantization," *Proc. of IEEE*, pp. V-97 - V-100, 1994.
- [10] W. K. Pratt, *Digital Image Processing*, 2nd Ed., John Wiley & Sons, 1991.
- [11] A. N. Netravali, B. Prasada, "Adaptive Quantization of Picture Signals Using Spatial Masking," *Proc. of The IEEE*, Vol. 65, Np. 4, April 1977.
- [12] 박은주, 색채 조형의 기초, 2nd Ed., 미진사, 1992
- [13] J. D. Mollon, L. T. Sharpe, *COLOR VISION : Physiology and Psychophysics*, Academic Press, INC., 1983.
- [14] N. Otsu, "A Threshold Selection Method for Gray Level Histograms," *IEEE Trans. on Sys. Man and Cybern.*, Vol. SMC-9, pp. 62-66, Jan. 1979.

## — 저 자 소 개 —



金旻萬(正會員)

1970年 4月 5日生. 1993年 경북대학교 전자공학과(공학사). 1995年 경북대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1995年 ~ 현재 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정 재학중. 주관심분야는

칼라영상 양자화, 칼라영상 프린팅, 멀티미디어 등임.

朴洋佑(正會員) 第33券B編第3號參照,  
현재 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정 재학중

河永浩(正會員) 第32券B編第12號參照.  
현재 경북대학교 전자공학과 교수



李應株(正會員)

1965年 3月20日生. 1990年 2月 경북대 전자공학과(공학사). 1992年 경북대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1993年 3月 ~ 현재 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정 재학중. 주관심분야는 칼라신호

처리, TV 신호처리, 컴퓨터 비전 등임.

李採守(正會員) 第33券B編第3號參照.  
현재 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정 재학중