

RGB 공간상의 국부 영역 블록의 왜곡척도를 고려한 칼라 영상 양자화

正會員 박 양 우*, 이 응 주*, 김 경 만*, 엄 태 역*, 하 영 호*

Color Image Quantization Considering Distortion Measure of Local Region Block on RGB Space

Yang-Woo Park*, Eung-Joo Lee*, Kyeong-Man Kim*, Tae-Uk Uam*,
and Yeong-Ho Ha* *Regular Members*

要 約

현재 일반적으로 사용되고 있는 대부분의 영상 표현 장치는 제한된 수의 칼라만으로 표현된다. 따라서 자연색 칼라 영상을 칼라 팔레트를 이용하여 모니터에 나타낼 때 최적의 칼라 팔레트를 구성하는 것과 원 영상의 각각의 칼라로부터 팔레트 칼라로 최적으로 정합 시키는 것이 요구되며, 또한 빠른 수행 속도를 가지는 양자화 알고리즘이 필요하다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 칼라 양자화에 대한 많은 연구가 진행되었다.

본 논문에서는 초기 양자화된 3차원 히스토그램 상에서 하나의 칼라군을 중심으로 국부 영역 블록을 설정하고 블록내의 칼라군들만 고려하여 중심이 되는 칼라군과 가장 작은 왜곡 척도를 가지는 칼라군을 원하는 갯수의 팔레트 칼라를 얻을 때 까지 집단화하며 원 영상과 팔레트 칼라의 정합 시에도 원 영상의 칼라값을 기준으로 국부 영역 블록을 설정하여 블록내의 왜곡 척도가 가장 작은 팔레트 칼라로 정합 하는 방법의 알고리즘을 제안하였다. 제안한 양자화 알고리즘의 수행 속도를 빠르게 하고 데이터 양을 줄이기 위하여 초기 양자화 단계를 적용하였으며, 사람의 눈이 영상의 칼라 변화가 적은 곳에서 양자화 오차를 더 잘 인식한다는 공간 마스크 효과를 이용한 공간활성 가중치를 알고리즘에 적용하였다. 이러한 방법으로 양자화에 요구되는 시간은 짧으면서 좋은 화질의 양자화된 영상을 얻을 수 있었다.

Abstract

Many image display devices allow only a limited number of colors to be simultaneously displayed. In displaying of natural color images using color palette, it is necessary to construct an optimal color palette and the optimal

*경북대학교 전자공학과
Dept. of Electronic Engineering, Kyungpook National
University
論文番號: 95400-1122
接受日字: 1995年 11月 22日

mapping of each pixel of the original image to a color from the palette. In this paper, we proposed the clustering algorithm using local region block centered one color cluster in the prequantized 3-D histogram. Cluster pairs which have the least distortion error are merged by considering distortion measure. The clustering process is continued until to obtain the desired number of colors. The same as the clustering process, original color image is mapped to palette color via a local region block centering around prequantized original color value. The proposed algorithm incorporated with a spatial activity weighting value which is reflected sensitivity of HVS quantization errors in smoothing region. This method produces high quality display images and considerably reduces computation time.

I. 서 론

현재 일반적으로 널리 사용되는 칼라 출력 장치들은 영상을 표현할 때 쓰이는 비디오 메모리의 제한으로 인하여 동시에 표현할 수 있는 칼라의 수가 제한되어 있다[1]. 예를 들면 8비트 비디오 메모리는 $2^8 = 256$ 의 칼라만 표현할 수 있다. 따라서 2^{24} 의 해상도를 가지는 실제의 칼라 영상들은 256 칼라 보다 훨씬 많은 칼라들을 가지고 있으므로 256 팔레트를 구성하여 실 영상을 표현하는 양자화 알고리즘과 화질을 최대한 보존하며 빠른 수행 속도를 가지는 양자화 알고리즘이 필요하다. 일반적인 양자화 방법에는 크게 반복 최적화 방법(recursive optimization method)[4], 분할 기법(devisive technique)을 이용한 방법[1, 2, 6], 집단화(clustering) 방법[3, 5, 7] 등이 있다. LBG(Linde, Buzo, and Gray)알고리즘[4]은 반복 최적화 방법의 대표적인 것으로 원 영상과 양자화된 영상 사이의 양자화 오차가 최소가 될 때까지 알고리즘을 반복하면서 양자화 칼라를 개선시켜주는데 이 때문에 양자화 오차는 최소이지만 반복 과정에 있어서 모든 입력 칼라 벡터를 탐색하여 양자화 칼라를 개선시키므로 양자화에 요구되는 시간이 매우 길다. 분할 방법은 칼라 벡터 공간을 독립적인 부 영역으로 나누어서 각각의 영역에서 대표 칼라를 선택하여 팔레트 칼라로 하는 방법으로 양자화에 요구되는 시간은 짧으나 왜곡 오차가 크다는 단점이 있다. Median-Cut 알고리즘[6]은 칼라 공간을 직사각형 박스들로 분할하여 각 단계마다 가장 길 이가 큰 박스를 최대 변환 범위를 가지는 축을 따라 중간 화소를 분할 면으로 하여 이동분하며, 이전 분할(binary split)알고리즘[1, 2]은 칼라 공간에 임의의 형태로 주어진 영역을 칼라 변화가 최대

인 방향을 따라 분할하는 방법으로 평탄한 영역에서 인간 시각 특성이 양자화 오차에 더욱 민감함을 이용한 공간 활성 가중치(spatial activity weighting value)를 이용하였다. 집단화를 이용한 방법은 단색 영상의 벡터 양자화를 위해서 Equitz에 의해서 제안되었다[7]. 이 방법은 최소 왜곡 척도를 가지는 칼라군(color cluster)의 쌍을 연속적으로 집단화 해 나감으로서 더 큰 칼라군들을 형성하며 이 칼라군들의 중심 값으로 팔레트를 구성한다. 또한 연산 속도를 빠르게 하기 위하여 히스토그램을 이용하였다[5, 7].

본 논문에서는 집단화 방법을 이용하여 칼라 팔레트를 구성하였으며 수행 속도를 빠르게 하기 위하여 적, 녹 및 청으로 구성되는 초기 양자화된 3차원 히스토그램 상에 있는 각각의 칼라군을 중심으로 국부 영역 블록을 설정하고 블록내의 칼라군들만 탐색하여 블록내의 중심 칼라에 대해 가장 작은 왜곡 척도를 가지는 칼라군들을 집단화하였으며 원 영상과 팔레트 칼라의 정합시에도 원 영상의 칼라값을 중심으로 국부 영역 블록을 설정하여 블록내에서 왜곡 척도가 가장 작은 팔레트 칼라로 정합하였다. 집단화시 초기 칼라군들의 수를 줄이기 위해서 초기 양자화를 행하였으며, 또한 인간 시각 특성을 고려하기 위하여 공간 마스킹을 이용한 공간 활성 가중치를 집단화시 이용하였다.

II. 제안한 양자화 방법

1. 초기 양자화

칼라 양자화 알고리즘은 2^{24} 의 해상도를 가지는 칼라 영상을 256 칼라만으로 표현하는 방법으로 실제 영상이 가지고 있는 각각의 칼라를 고려하여 알고리

들을 적용할 경우 화질의 개선에는 영향을 끼치지 못하며 연산량만 증가시키는 결과를 낳는다. 그러므로 제한한 알고리즘 적용하기 전에 초기 칼라군들의 수를 줄이기 위하여 원 영상의 칼라값에서 초기 양자화를 행하였다. 즉 원 영상의 값을 $C = 2^b$ 에 의하여 나눔으로서 간단하게 초기 양자화를 행하였다. 여기서 2^b 으로 나눈다는 의미는 적, 녹, 청 각 8비트 칼라값으로부터 마지막 b비트 만큼 자른다는 것을 말한다. 본 연구에서는 variance-based 알고리즘의 경우와 같이 적, 녹, 청 각각 3비트씩 나누어 줌으로써 영상을 표현하는 비트수가 5비트가 되도록 하였으며 결과적으로 24비트 히스토그램보다 훨씬 적은 메모리를 가지는 새롭게 스케일된 좌표값을 가지는 히스토그램을 발생하였다. 히스토그램상의 각 좌표값들은 초기 양자화된 칼라군들을 나타내며 원 영상의 값에서 하나의 칼라군들로 정합되는 칼라 갯수와 초기 양자화된 각 칼라군들의 좌표값을 집단화시 사용하였으며 마지막에 역 스케일링을 하여 팔레트 칼라 영상을 복원하였다.

2. 공간 활성 척도

인간 시각 특성은 복잡한 영역에서의 양자화 오차보다 평탄한 영역에서 양자화 오차에 더욱 민감하다는 것은 잘 알려진 사실이다. 제한한 알고리즘에서는 이러한 공간 마스크 효과(spatial masking effect)를 이용하여 각 칼라군들을 집단화하여 팔레트를 구성하였다. 공간 활성가중치는 영상의 변화도를 이용하여 구하였다. 즉 초기 양자화된 히스토그램을 발생시키기 전에 영상을 8x8 블록으로 나누어 각 블록에서 평탄화를 반영하는 변화도의 척도를 구한다. 먼저 각 화소의 위치 $S = [i, j]$ 에서 명도 변화도의 크기를 $|\nabla_s|$ 로 두면 아래 수식과 같이 표현된다.

$$|\nabla_s| = |G_{i,j} - G_{i,j-1}| + |G_{i,j} - G_{i-1,j}| \quad (1)$$

여기에서는 간단하게 인간 시각 특성에 민감한 녹색 성분만 고려하였다. 이러한 화소의 기울기를 평균하여 블록내의 활성 척도로서 정의하였다.

$$\alpha_l = \text{avg}_{S \in B_l} |\nabla_s| \quad (2)$$

avg: 평균

B_l : 블록 l에 위치한 모든 화소의 집합

본 논문에서는 계산량을 줄이기 위하여 가로, 세로 방향으로 하나씩 걸러서 ∇_s 를 계산하였다. 그리고 α_l 의 값은 평탄한 영역에서는 2이하, 경계선이 많은 영역에서는 20이상의 값을 가진다. 여기서는 이 두가지 극단적인 경우 사이의 공간 활성도에 대한 민감도(sensitivity)만 고려하면 되기 때문에 $\alpha_{\min} = 2, \alpha_{\max} = 20$ 으로 두었다.

$$\alpha_{\min} \leq \alpha_l \leq \alpha_{\max} \quad (3)$$

주어진 칼라는 영상에서 여러개의 공간 블록에 나타난다. 이러한 활성 정보를 새로운 좌표축을 가지는 히스토그램상에서 이용하기 위하여 히스토그램의 각 칼라군들에 대한 활성 가중치가 필요하다. 이것을 위해 초기 양자화된 각 칼라군 X에 가중치 W_x 를 다음과 같이 정의하였다.

$$W_x = \text{avg}_{l \in V_x} \alpha_l, V_x = \{l : X \in B_l\} \quad (4)$$

여기서 V_x 는 초기 양자화된 칼라군 X를 포함하고 있는 모든 블록을 나타내며 W_x 는 각 칼라군에 대한 공간 활성 척도로서 팔레트를 구성하는데 이용하였다.

3. 팔레트 설계

초기 양자화로 생성된 히스토그램상에서 수행 속도를 빠르게 하기 위하여 국부 영역 블록을 이용하여 각 칼라군들을 집단화 한다.

그림 1은 3차원 히스토그램상의 집단화 방법을 2차원 히스토그램상에서 표현하였다. 그림에서 나타난 바와 같이 초기 양자화된 한 칼라군(a점)을 중심으로 블록을 설정하고 블록내의 칼라군만 탐색하여 공간 활성 척도가 가중된 왜곡 척도(distortion measure)를 이용하여 가장 작은 왜곡 척도를 가지는 칼라군을 찾는다(b점). 그러나 집단화를 행하는 과정에서 정확도를 높이기 위하여 가장 가까운 칼라군과 바로 집단화를 하는 것이 아니라 왜곡 척도가 가장 작은 칼라군(점 b)을 중심으로 또 다시 블록을 설정하고 블록내에서 가장 작은 왜곡 척도를 가지는 칼라군을 찾는

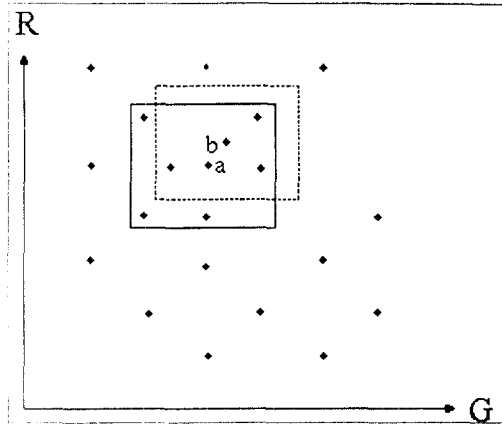


그림 1. 히스토그램상에서 집단화 방법

다. 이때 a와의 왜곡 척도 보다 더 작은 왜곡 척도를 가지는 칼라군이 있다면 a와 b는 집단화를 하는것이 아니고 다시 블록을 움직여서 원하는 팔레트 갯수를 얻을 때 까지 위의 과정을 반복한다. 이때 왜곡 척도는 다음과 같다.

$$d_{i,j}^2 = \{(r_i - r_j)^2 + (g_i - g_j)^2 + (b_i - b_j)^2\} * \left\{ \frac{(n_i * n_j)}{(n_i + n_j)} * \frac{(W_i + W_j)}{(W_i * W_j)} \right\} \quad (5)$$

여기서 $(r_i, g_i, b_i), (r_j, g_j, b_j)$ 는 블록내에 위치한 중심 칼라군과 이웃한 칼라군들의 적, 녹 및 청의 좌표값을 나타내며 n_i, n_j 는 중심 칼라군과 이웃한 칼라군들에 대해 초기 양자화시 원 영상의 칼라가 초기 양자화된 칼라군으로 정합된 칼라의 갯수를 나타내며 W_i, W_j 는 블록내에 위치한 중심 칼라군과 이웃한 칼라군들의 공간 활성 가중치를 나타낸다. 그러므로 가중치 값이 큰 복잡한 영역에서는 더욱 더 집단화가 잘 될 수 있도록 하였으며 상대적으로 평탄한 영역에서는 좀 더 세밀하게 칼라를 표현할 수 있도록 하였다. 집단화된 두 칼라군은 아래의 수식에 의해서 새로운 좌표값을 가진다.

$$\begin{aligned} r_{ij}^* &= (r_i * n_i + r_j * n_j) / (n_i + n_j) \\ g_{ij}^* &= (g_i * n_i + g_j * n_j) / (n_i + n_j) \\ b_{ij}^* &= (b_i * n_i + b_j * n_j) / (n_i + n_j) \end{aligned} \quad (6)$$

여기서 $(r_i, g_i, b_i), (r_j, g_j, b_j)$ 는 블록내에 위치한 중심 칼라군과 중심 칼라군에 대해 왜곡 척도가 가장 작은 이웃한 칼라군의 적, 녹 및 청의 좌표값을 나타내며 n_i, n_j 는 중심 칼라군과 중심 칼라군에 대해 왜곡 척도가 가장 작은 이웃한 칼라군에 대해 초기 양자화시 원 영상의 칼라가 초기 양자화된 칼라군으로 정합된 칼라의 갯수를 나타낸다.

4. 화소정합

2^8 의 해상도를 가지는 원 영상을 팔레트 칼라로 정합하기 위하여 원 영상의 각각의 화소를 $C=2^8$ 으로 양자화하여 팔레트 칼라를 구할 때와 마찬가지로 양자화된 원 영상의 새로운 좌표값을 중심으로 국부 영역 블록을 설정하여 블록내의 팔레트 칼라만 고려하여 왜곡 척도가 가장 작은 팔레트 칼라로 정합시킨다. 이때 왜곡척도는 다음과 같다.

$$d_{i,j}^2 = (r_i - r_j)^2 + (g_i - g_j)^2 + (b_i - b_j)^2 \quad (7)$$

여기서 $(r_i, g_i, b_i), (r_j, g_j, b_j)$ 는 각각 양자화된 원 영상의 새로운 좌표값과 블록내의 팔레트 칼라들의 좌표값을 나타낸다.

III. 실험 및 결과

제안된 양자화 알고리즘을 평평한 특성을 많이 포함하고 있는 Girl 영상과 비교적 미세한 성분을 많이 포함하고 있는 Boat 영상에 적용하였다. 이들 영상을 적, 녹 및 청 각각 3비트로 나누어 줌으로써 초기 양자화를 행하였으며 초기 양자화 된 칼라 벡터들을 나타내는 히스토그램상에서 집단화할 때와 정합할 때 적용한 블록의 크기는 적, 녹, 청의 좌표축에 대하여 $4 \times 4 \times 4$ 블록을 이용하였다. 그리고 기존의 알고리즘과의 비교를 위하여 LBG 알고리즘을 같은 영상에 적용해 보았다. 그림 2의 (a)는 Girl 원 영상, (b)는 LBG 알고리즘으로 256 칼라로 양자화한 결과, (c)는 공간 활성 가중치를 적용하여 256 칼라로 양자화한 영상을

표 1. LBG 및 제안한 알고리즘 적용시 PSNR과 수행 시간

PSNR 및 수행시간 실험영상	LBG 알고리즘 적용시 PSNR(dB)	수행 시간	제안한 알고리즘 적용시 PSNR(dB)	수행 시간
Girl 영상	31	2시간 55분 55초	29.8	28초
Boat 영상	38.4	2시간 10분 30초	37.7	23초

나타낸다. 그림 3의 (a)는 Boats 원 영상, (b)는 LBG 알고리즘으로 256 칼라로 양자화한 결과, (c)는 공간 활성 가중치를 적용하여 256 칼라로 양자화한 영상을 각각 나타내었으며, 표 1에 LBG 및 제안한 알고리즘을 적용하였을 때 PSNR과 수행시간을 나타내었다.

위의 표에서 볼 수 있듯이 반복 최적화 알고리즘의 대표적인 알고리즘인 LBG 알고리즘은 k개의 초기 양자화 벡터를 선택하여 원 영상과의 왜곡 척도가 최소가 되도록 양자화 벡터들을 반복적으로 개선시켜 줌으로 제안한 알고리즘보다 양자화 오차가 작은 것



(a) 원 영상

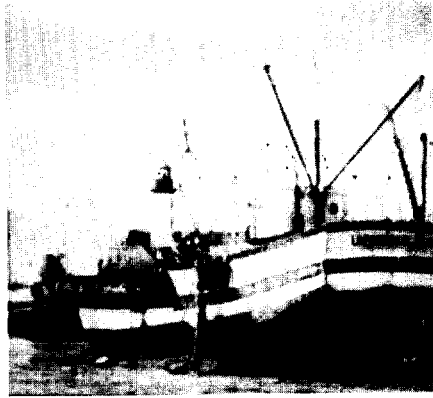


(b) LBG 알고리즘을 적용한 영상

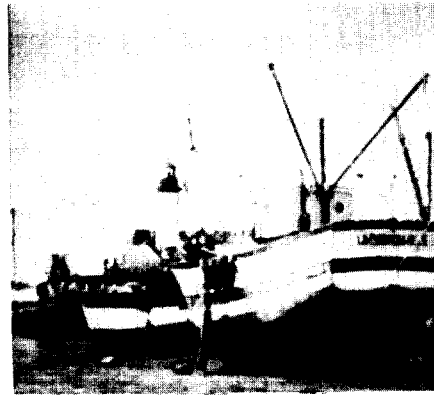


(c) 제안한 알고리즘을 적용한 영상

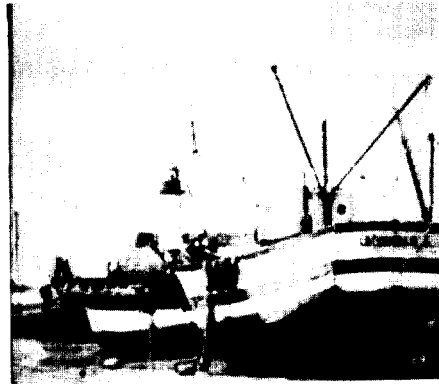
그림 2. Girl 원 영상과 LBG 및 제안한 알고리즘으로 양자화한 영상



(a) 원 영상



(b) LBG 알고리즘을 적용한 영상



(c) 제안한 알고리즘을 적용한 영상

그림 3. Boat 원 영상과 LBG 및 제안한 알고리즘으로 양자화한 영상

을 볼 수 있다. 그러나 상대적으로 이전의 양자화 벡터로 구한 왜곡 척도와 새로운 양자화 벡터에서 구한 왜곡 척도와와의 비가 0.001 보다 작을 때 까지 알고리즘을 반복하여야 함으로 많은 연산 시간이 소요된다는 것을 볼 수 있다. 또한 양자화된 칼라 영상에서 왜곡 척도 비교시 오차가 작더라도 원 영상에 비해서 색이 뒤떨어지는 오차도 발생할 수 있으므로 주관적인 화질 비교도 중요하다고 볼 수 있다. 그림 2, 3에서 볼 수 있듯이 제안한 알고리즘의 결과가 시각적인 오차는 LBG 알고리즘에 가까우며 빠른 수행 속도를 가지는 효과적인 알고리즘임을 알 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 2^{24} 의 해상도를 가지는 자연색 칼라 영상을 256가지의 칼라로 표현하기 위한 칼라 양자화 알고리즘을 제안하였다. 빠른 실행 속도와 메모리의 크기를 줄이기 위하여 $C=2^n$ 으로 초기 양자화 하였으며 이것으로 새로운 좌표값을 가지는 히스토그램을 발생시켰다. 집단화시 히스토그램내에 초기 양자화된 모든 칼라군들에 대한 왜곡 척도를 고려하는 것이 아니라 국부 영역 블록내의 칼라군들에 대한 왜곡 척도만 고려하였으며 원 영상을 팔레트 칼라로 정합

시 모든 팔레트 칼라를 고려하는 것이 아니라 국부 영역 블럭내의 팔레트 칼라에 대해 가장 작은 왜곡 척도를 가지는 팔레트 칼라로 정합 하였다. 이로써 대단히 빠른 실행 속도를 얻을 수 있었으며 양자화 오차를 줄이기 위하여 인간 시각 특성의 하나인 공간 마스킹 효과를 이용한 공간 활성 가중치를 집단화시 고려함으로써 고화질의 양자화 영상을 얻을 수 있었다.

참 고 문 헌

1. R. Balasubramanian, J. P. Allebach, C. A. Bouman, "Color-Image Quantization with Use of a fast Binary Splitting Technique," *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 11, no. 11, pp. 2777-2786, Nov. 1994.
2. M. T. Orchard, C. A. Bouman, "Color Quantization of Images," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 39, no. 12, pp. 2677-2690, Dec. 1991.
3. S. S. Dixit "Quantization of Color Images for Display/Printing on Limited Color Output Devices," *Computer and Graphics*, vol. 15, no. 4, pp. 561-577, 1994.
4. 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.
5. Z. Xiang, G. Joy, "Color-Image Quantization Agglomerative Clustering," *IEEE Computer Graphics and Applications*, pp. 44-48, May 1994.
6. P. Heckbert, "Color Image Quantization for Frame Buffer Display," *Computer Graphics*, vol. 16, no. 3, pp. 297-307, July 1982.
7. W. H. Equitz, "A New Vector Quantization Clustering Algorithm," *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 37, no. 10, pp. 1568-1575, Oct. 1989.

박 양 우(Yang-Woo Park) 정회원
한국통신학회지 제21권 1호 참조

이 응 주(Eung-Joo Lee) 정회원
한국통신학회지 제21권 1호 참조

김 경 만(Kyeong-man Kim) 정회원
1993년 2월: 경북대학교 전자공학과(공학사)
1995년 2월: 경북대학교 전자공학과(공학석사)
1995년 3월~현재: 경북대학교 전자공학과 박사과정 재학
※주관심분야: 칼라영상처리, 멀티미디어등

엄 태 역(Tae-Uk Uam) 정회원
1988년 2월: 경북대학교 전자공학과(공학석사)
1988년 6월~1993년 6월: 국방과학연구소 근무
1993년 6월~현재: 구미기능대학교 전자과 재직중
※주관심분야: 컴퓨터비전, 칼라영상처리, 신호처리

하 영 호(Yeong-Ho Ha) 정회원
1976년 2월: 경북대학교 전자공학과(공학사)
1978년 8월: 경북대학교 전자공학과(공학석사)
1985년 8월: University of Texas at Austin(공학박사)
1985년 9월~현재: 경북대학교 전자공학과 교수
※주관심분야: 컴퓨터비전, 영상처리, 멀티미디어, HDTV등