

이미지 검색을 위한 색상 성분 분석

최영관* · 최철* · 박장춘**

요약

최근 의료 영상 분석(Medical Image Analysis)이나 영상 검색(Image Retrieval)을 위한 전처리(Preprocessing) 단계로 영상 분석(Image Analysis)에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 본 논문에서는 영상 검색에서 색상 성분(Color Component)의 활용 방법을 제안하고자 한다. 이미지를 검색하기 위해 색상 성분을 기반으로 하고, 색상(Color)을 분석하기 위한 기법으로 CLCM(Color Level Co-occurrence Matrix)과 통계적 기법을 이용하고 있다. CLCM은 기하학적 회전 변환(Geometric Rotate Transform)을 통해서 색상 성분을 3차원 공간상에 투영(Projection)하여 공간 관계(Spatial Relationship)로부터 나타나는 분포를 해석하는 방법으로, 본 논문에서 제안하는 주제이다. CLCM은 색상 모델에서 만들어지는 2차원 히스토그램을 지칭하며 색상 모델의 기하학적인 회전 변환을 통해서 생성된다. 그리고 이를 분석하기 위한 방법으로 통계 기법을 활용하고 있다. CLCM과 유사하게 2차원 분포도를 사용하는 GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix)[1]과 불변 모멘트(Invariant Moment)[2, 3] 같은 알고리즘은 2차원적인 데이터를 해석하기 위하여 기본적인 통계 기법을 활용하고 있다. 하지만 GLCM과 불변 모멘트가 각각의 도메인에 최적화되어 있다 하더라도 공간 좌표상에 존재하는 불규칙적인 데이터를 완전히 해석할 수는 없다. 즉 GLCM과 불변 모멘트는 기초 통계 기법만을 사용하고 있기 때문에 추출된 특징들의 신뢰성이 낮다는 것이다. 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하여 공간 관계를 해석함과 동시에 데이터의 가중치를 해석하기 위해 전형적인 다변량 통계에서 사용하는 주성분 분석(Principal Component Analysis)[4, 5]을 이용하고 있다. 그리고 데이터의 정확도를 높이기 위해서 3차원 공간상에 색상 성분을 투영하여 이를 회전시키면서 데이터의 특성을 다각도에서 추출하는 방법을 제시한다.

Color Component Analysis For Image Retrieval

Young Kwan Choi* · Chul Choi* · Jang-Chun Park**

ABSTRACT

Recently, studies of image analysis, as the preprocessing stage for medical image analysis or image retrieval, are actively carried out. This paper intends to propose a way of utilizing color components for image retrieval. For image retrieval, it is based on color components, and for analysis of color, CLCM (Color Level Co-occurrence Matrix) and statistical techniques are used. CLCM proposed in this paper is to project color components on 3D space through geometric rotate transform and then, to interpret distribution that is made from the spatial relationship. CLCM is 2D histogram that is made in color model, which is created through geometric rotate transform of a color model. In order to analyze it, a statistical technique is used. Like CLCM, GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix)[1] and Invariant Moment [2, 3] use 2D distribution chart, which use basic statistical techniques in order to interpret 2D data. However, even though GLCM and Invariant Moment are optimized in each domain, it is impossible to perfectly interpret irregular data available on the spatial coordinates. That is, GLCM and Invariant Moment use only the basic statistical techniques so reliability of the extracted features is low. In order to interpret the spatial relationship and weight of data, this study has used Principal Component Analysis [4, 5] that is used in multivariate statistics. In order to increase accuracy of data, it has proposed a way to project color components on 3D space, to rotate it and then, to extract features of data from all angles.

키워드 : 색상성분(Color Component), CLCM(Color Level Co-occurrence Matrix), 주성분분석(Principal Component Analysis)

1. 서론

영상 처리에서 색상을 사용하는 중요한 이유는 자동 영상 분석에서 객체의 확인과 추출을 단순화시키는 강력한 도구가 되기 때문이다. 그리고 명도(Intensity)는 단지 24단계 정도의 레벨을 구분할 수 있는 반면, 색상(Color)은 보다 다양

한 정보를 전달하기 때문이다[6]. 하지만 이러한 방대한 색상 정보의 활용은 그만큼 어려울 수 밖에 없으며 영상의 도메인(Domain)에 따라 적절하게 적용해야만 좋은 검색 결과를 얻을 수 있다.

색상을 분석하기 위해서 색상모델(Color Model)과 히스토그램(Histogram)을 분석하는 것이 일반적인 방법이다. 다양한 접근을 위해서 RGB, YIQ, HSV와 같은 색상모델의 양자화(Quantization)를 이용하거나 히스토그램 상에서 나타나는 정보를 추출하기 위해서 통계적인 색상 모멘트(Color Moment)

* 준 회원 : 건국대학교 대학원 컴퓨터공학과
 ** 정 회원 : 건국대학교 컴퓨터공학과 교수
 논문접수 : 2004년 1월 28일, 심사완료 : 2004년 6월 17일

또한 많이 사용된다.

하지만 일반적으로 이용되는 히스토그램 상에서 추출된 색상 모멘트 자체는 일차원적인 통계의 기법이며 원본 데이터에 존재하는 일부분의 정보를 나타내는 분포도일 뿐이다. 보다 정확하게 색을 분석하기 위해서는 색상모델에서 나타나는 정보를 그대로 이용해야 하며 이것은 다차원적인 데이터 분석(Multi Dimensional Data Analysis)이라는 측면이 고려되어야 한다. 이러한 측면에서 본 논문에서는 일차원적인 히스토그램이 아니라 공간적인 관계를 포함하고 있는 이차원적 분포도인 CLCM(Color Level Co-occurrence Matrix)을 제안하고 있다.

RGB 색상모델을 기반으로 하고 있는 CLCM은 색상모델에서 존재하는 삼차원적 관계를 이차원으로 투영한 분포도를 말하며 이것을 이용해서 색상성분을 분석하고 패턴 인식을 하고자 한다. 색상 관계를 정확하게 해석하기 위해서 삼차원 공간상의 다양한 각도에서 색상들을 투영하고 있으며 투영된 결과를 이용하여 보다 정확한 이미지의 패턴을 검색하기 위해서 주성분 분석(Principal Component Analysis)을 이용하고 있다.

2. 색상 비교법에 대한 연구

이미지 검색 시스템(Image Retrieval System) 상에서 이미지의 비교를 위해서는 간단한 방법들을 요구한다. 예를 들어, 단순한 알고리즘으로 대형 데이터베이스에서 특정 이미지와 유사한 이미지를 최대한 많이 검색하기를 원한다. 이러한 문제의 해결책으로 색상 히스토그램(Color Histogram)은(이미지 검색 시스템[QBIC[7], Chabot[8], FINDIT[9]]에서) 가장 적절한 해답으로 대두된다.

일반적인 히스토그램의 방법을 알아 보기 위해서 QBIC과 FINDIT에 사용하는 히스토그램 비교법을 살펴 보자.

2.1 FINDIT

Swain[9, 10]의 논문에서 제시되어진 FINDIT은 HVC(Hue-Value-Chroma) 색상모델을 기본으로 하고 있으며 색상의 분포를 파악하기 위해서 Hue-Chroma 히스토그램을 사용하고 있다. 그리고 색상 히스토그램의 비교를 위해서 식 (1)과 같은 히스토그램 인터섹션 (Histogram Intersection) 기법을 사용한다.

$$D(h(I), h(Q)) = \frac{\sum_{j=1}^m \min(h(I)_j, h(Q)_j)}{\sum_{j=1}^m h(Q)_j}$$

식 (1) FINDIT의 히스토그램 인터섹션

이미지 I 와 Q 의 히스토그램을 j 레벨로 구분하고 있으며 해당 히스토그램은 $h(I)$ 와 $h(Q)$ 와 같이 표현하고 있다. $h(Q)$ 와 $h(I)$ 의 유사도를 측정하기 위해서 $D(h(I), h(Q))$ 를

이용하고 있다.

2.2 QBIC

IBM의 QBIC[7]은 색상 히스토그램, 질감, 모양 정보를 포함한 CBIR(Content Based Image Retrieval) 시스템이다.

$$D^2(h(I), h(Q)) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij} (h(I)_i - h(Q)_i)^2 = (h(I) - h(Q))^T A (h(I) - h(Q))$$

식 (2) IBM의 히스토그램 인터섹션

QBIC에서는 RGB 색상모델을 사용하며 히스토그램을 256레벨로 나눈다. 하지만 다른 시스템과는 다르게 동일한 크기로 256레벨을 나누는 것이 아니라 색상 모델의 개념적인 거리에 기반하여 서로 다른 크기로 나누는 방식을 사용한다. 그리고 두 히스토그램을 비교하기 위한 방법은 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

2.3 문제점

일반적으로 색상모델의 양자화를 통해 생성된 히스토그램은 적은 비용에 비해 그 데이터의 활용가치가 높다. 하지만, 히스토그램 자체가 일차원적인 통계치를 기반으로 하고 있으며 색상 레벨(Bin)에 따라 그 효용가치가 달라질 수 있다. 식 (3)의 경우 RGB 모델상에서 R, G, B의 각각의 히스토그램 비교법을 사용하고 있다.

$$D^2(h(I_{(x)}), h(Q_{(x)})) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij} (h(I_{(x)})_i - h(Q_{(x)})_i)^2 = (h(I_{(x)}) - h(Q_{(x)}))^T A (h(I_{(x)}) - h(Q_{(x)}))$$

식 (3) x 색상의 히스토그램

즉, 식 (3)에서 x 를 R이라고 할 때, I 와 Q 이미지의 R색상에 대한 히스토그램 비교가 된다. 이것은 각각의 색상이 독립적으로 비교되어야 한다는 것을 전제한다. 그리고, 색상 레벨의 의미가 아주 커지기 때문에 색상의 분포에 따라서 색상 레벨을 다르게 적용해야 한다는 단점이 있다. 그리고, 비슷한 색상이라 할지라도 적용 도메인에 따라 전혀 다른 결과를 초래할 수 있다.

2.4 해결책

이러한 문제를 개선하기 위해서 본 논문에서는 두 가지 색상을 함께 비교하는 방법론을 사용한다. 쉽게 생각하면 RG, GB, BR의 관계를 생각해 볼 수 있으며 더 나아가 RGB 모델에서의 3차원적인 관계 해석이라는 측면을 생각할 수 있다.

이미지가 RGB 색상 모델에 투영되었을 때 3차원적인 관계해석을 위한 방법론을 제안하고 있다.

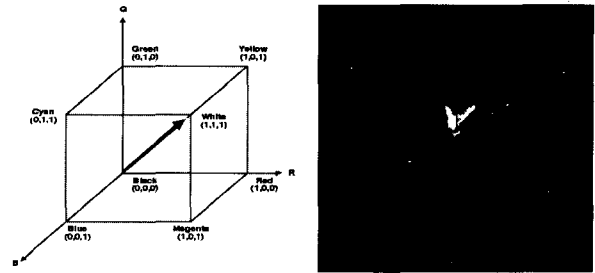
3. 색상 성분 분석(Color Component Analysis)

색상 성분을 분석하기 위해서 본 논문에서는 RGB색상모델을 기반으로 하고 있으며 RGB 데이터를 3차원 공간에 투영한 후 나타나는 CLCM을 이용하고 있다.

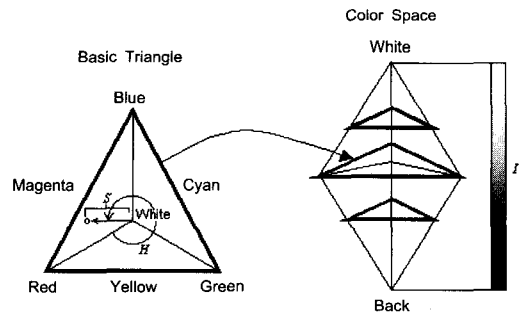
3.1 색상 공간 양자화(Color Space Quantization)

RGB, HSV, CIE, Munsell 등과 같은 색상모델은 색상을 분석하기 위해서 필수적인 과정이다. 색상모델은 특정 모델에서 다른 모델로 이식이 가능하며 사용하려는 데이터의 형태에 맞게 변환할 수 있다. RGB 색상모델에서 HSV의 H와 S의 분포를 보고자 한다면 (그림 1)과 같이 RGB 색상모델의 명도(Intensity)와 수직인 면으로 회전시켜 투영하면 된다.

(그림 1)(b)와 같이 RGB 색상모델을 이용하여 회전시킨 데이터에서 H와 S를 추출하기 위해서는 Red 직선에서의 회전 각도(Hue)와 중심점에서의 거리(Saturation)를 구하면 각각의 H와 S를 구할 수 있다. 각각의 색상모델에서 쉽게 히스토그램을 계산할 수 있으며 (그림 2)는 색상을 분석하기 위해서 가장 많이 사용되는 채도(Saturation)와 색도(Hue)의 히스토그램을 보여주고 있다.

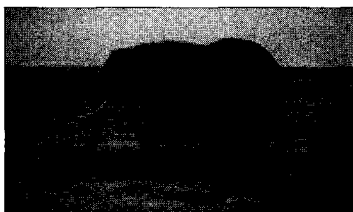


(a) RGB Color Model Cube

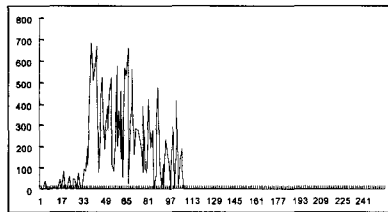


(b) HSI Color Model

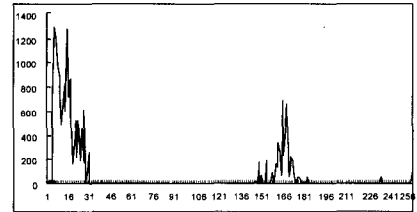
(그림 1) RGB Color Model과 HSI Color Model



(a) original image



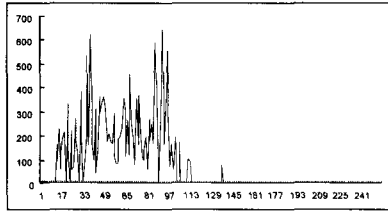
(a-i) saturation histogram



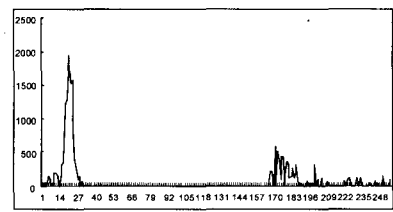
(a-ii) hue histogram



(b) original image



(b-i) saturation histogram



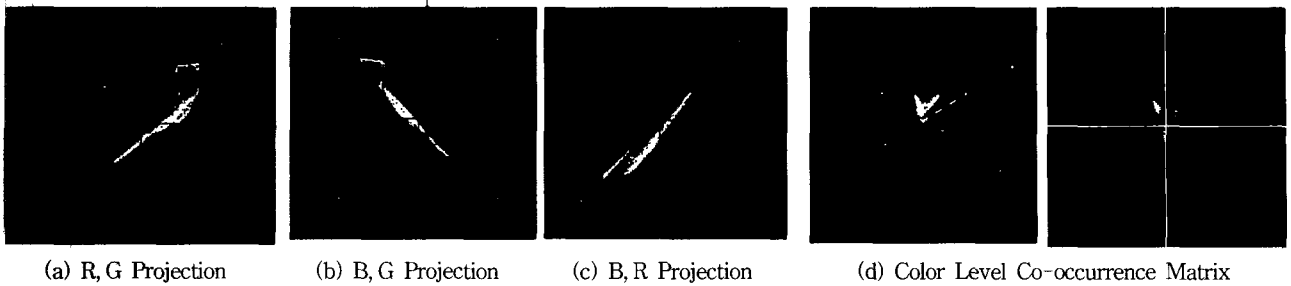
(b-ii) hue histogram

(그림 2) saturation과 hue histogram

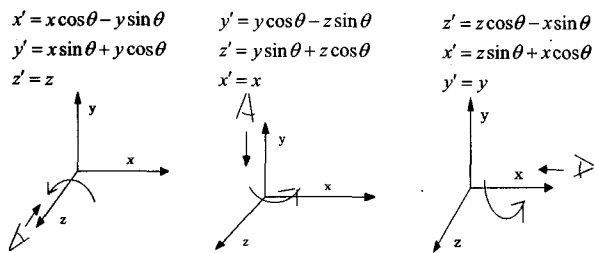
본 논문에서는 RGB 색상모델을 기반으로 하고 있으며 RGB 공간에 투영된 이차원적인 분포 데이터 그 자체를 이용하고 있다. 그리고 일반적으로 사용되는 히스토그램을 사용하는 것이 아니라 이차원적인 공간좌표상에서 존재하는 분포 그 자체를 이용하여 색상 성분의 특징 값을 분석하고 있다. 본 논문에서는 특정 각도로 투영된 이러한 이차원 분포 데이터를 CLCM(Color Level Co-occurrence Matrix)이라고 한다.

3.2 CLCM(Color Level Co-occurrence Matrix)

CLCM은 영상을 RGB 색상모델에 투영한 후 RGB 색상모델을 3차원 회전시켰을 때 특정 각도에서 나타나는 분포도를 말한다. 기본적으로 투영할 수 있는 데이터는 이미 존재하는 RG, BG, BR 그 자체가 될 것이며 데이터를 더욱 정밀하게 분석하기 위해서 다양한 각도에서 투영시켜 볼 수 있다. (그림 3)은 기본적인 각도와 임의의 각도에서 투영시켜 본 결과를 보여주고 있다.



(그림 3) 여러 각도에서 투영한 CLCM



(그림 4) 3차원 회전 변환

어떤 각도에서 투영해야 하는지는 큰 문제가 되지 않는다. 만약 정밀하게 분석하고자 한다면 (그림 4)의 회전 방법을 이용해서 다양한 각도에서 투영함으로써 원하는 각도의 CLCM을 얻을 수 있다. (그림 3)(d)는 특정 각도에서 투영한 CLCM을 보여 주고 있으며 이러한 데이터를 분석하기 위해서 GLCM에서 사용하는 텍스처 분석법과 불변 모멘트에서 사용하고 있는 통계적인 기법을 응용하고 있다. 그리고, 색상 패턴의 매칭(Matching)을 위해서 일반적인 히스토그램 인터섹션이 아니라 CLCM분포도를 PCA에 적용해서 색상 패턴인식을 하고 있다.

3.3 통계적 색상 분석

CLCM에서 특징을 추출하는 것은 히스토그램 인터섹션을 사용하는 것과 전혀 다른 시각에서 접근해야 한다. 먼저, CLCM은 이차원적인 분포라는 것을 감안해서 공간적인 좌표의 특성과 분포의 개념을 함께 계산해야 한다.

일반적으로 이차원적인 관계를 해석하기 위해서 공분산(Co-variance)의 개념이 많이 활용되지만 색상 분포의 특성상 3차원 상에 존재하는 공분산의 의미는 축소된다.

$$Cov(X, Y) = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n}$$

식 (4) 공분산 공식

이차원적인 분포도의 개념으로 접근하는 또 다른 알고리즘으로 GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix)[1]과 불변 모멘트(Invariant Moment)[2, 3]가 있다.

GLCM이 분포적인 측면의 특징을 추출할 수 있다면 불변 모멘트는 분포의 모양적인 측면의 특징값을 추출할 수 있는

알고리즘이다. 본 논문에서는 CLCM의 분포와 모양적인 특징값을 추출하기 위해서 GLCM과 불변모멘트의 알고리즘을 응용하고 있다.

GLCM은 질감 분석을 위해 영상의 텍스처적인 성분을 이차원적인 분포에 연결시켜서 분석하는 기법이기 때문에 GLCM을 색상 분포인 CLCM에 그대로 이용할 수는 없다. CLCM은 GLCM과 달리 규칙적 분포를 포함하고 있지 않기 때문에 GLCM의 이론 중 최대확률(Max Probability)과 에너지(Energy) 그리고 엔트로피(Entropy)[11, 12] 등 식 (5)와 같은 일반적인 이론만을 이용하고 있다.

$$\begin{aligned} \text{Maximum Probability} &= \text{Max}(P_{dr}(i, j)) \\ \text{Energy} &= \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n P_{dr}^2(i, j) \\ \text{Entropy} &= \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n P_{dr}(i, j) \log P_{dr}(i, j) \end{aligned}$$

식 (5) GLCM의 특성 추출 방법 I

GLCM의 반복적인 텍스처의 성분을 추출하기 위해서 대비(Contrast)와 동질성(Homogeneity)[12]을 추출하는 식 (6)과 같은 차수 공식을 이용한 방법은 배제하였다.

$$\begin{aligned} \text{Contrast} &= \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n |i-j|^k P_{dr}^2(i, j) \\ \text{Homogeneity} &= \frac{\sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n P_{dr}(i, j)}{|i-j|} \end{aligned}$$

식 (6) GLCM의 특성 추출 방법 II

이차원적인 공간 좌표의 특성을 추출하기 위한 불변모멘트는 도형의 특성을 1차에서 7차까지의 모멘트 성분[2, 3]으로 구분하고 있다. 이러한 모멘트를 구하는 공식은 식 (7)에서 보여 주고 있다.

$$\begin{aligned} m_{pq} &= \sum_{x=0}^m \sum_{y=0}^n x^p y^q f(x, y) \\ \mu_{pq} &= \sum_{x=0}^m \sum_{y=0}^n (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \end{aligned}$$

식 (7) 모멘트 성분 계산식

GLCM과 불변모멘트의 차이점은 특징 추출 방법에서 GLCM은 분포 그 자체에 역점을 두고 있으며 불변모멘트는 공간적인 좌표의 특성을 계산하는데 초점이 맞추어져 있다

는 것이다. 통계적인 특성과 공간 좌표적인 특성을 종합해 볼 때 색상 성분 분석을 위해서 사용할 수 있는 방법들은 식 (8)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned}
 \text{Maximum Probability} &= \text{Max}(P_{dr}(i, j)) \\
 \text{Energy} &= \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n P^2_{dr}(i, j) \\
 \text{Entropy} &= \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n P_{dr}(i, j) \log P_{dr}(i, j) \\
 \text{Average Moment} \quad \bar{X} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_{ij} \quad \bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_{ij} \\
 \text{Covariance Moment} \quad \text{Cov}_{jk} &= \text{Cov}_{kj} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_{ji} - \bar{X}_j)(X_{ki} - \bar{X}_k) \\
 \text{Distance} \quad \text{Dist}(S) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (\sqrt{(i - \bar{X})^2 + (j - \bar{Y})^2} \cdot a_{ij}) \\
 \text{Slope} \quad b &= \frac{n \sum xy - (\sum x)(\sum y)}{n \sum x^2 - (\sum x)^2} \\
 \text{Intercept} \quad a &= \bar{Y} - b\bar{X}
 \end{aligned}$$

식 (8) CLCM에 사용할 수 있는 계산식

위의 방식을 이용하여 어느 정도 결과를 얻을 수 있지만 이것은 또 다른 문제를 안고 있다. 데이터가 통계적으로 가치가 없다면 예를 들어, 넓은 분포나 다극적인 분포를 보이거나 분포 자체에 통계에 필요 없는 잡음(Noise) 성분이 많이 포함되어 있다면 거의 가치 없는 데이터가 될 수 있다. 이 문제의 해결책으로 패턴 인식(Pattern Recognition) 기법을 생각하지 않을 수 없다.

3.4 주성분 분석(Principal Component Analysis)

CLCM의 패턴을 분석하기 위한 도구로 전통적인 다변량 통계에서 사용하는 PCA(Principal Component Analysis)[5]를 사용하여 색상 성분의 패턴인식을 하고 있다. PCA 변환은 식 (9)와 같이 나타낼 수 있다.

$$y_i = W^t x_i$$

식 (9) PCA 변환

식 (9)에서 i 는 샘플수를 의미하며 W 는 식 (10)의 공식에서 유도된 고유벡터 행렬을 의미한다. 그리고, PCA 변환을 할 때 변환 행렬로 이용하며 전치(Transpose)시켜 각각의 샘플에 적용함으로써 결과를 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned}
 SV &= \lambda V & \text{Covariance Matrix } S \\
 V(S - \lambda E) &= 0 & \text{Eigen Value Matrix } \lambda \\
 & & \text{Eigen Vector Matrix } V
 \end{aligned}$$

식 (10) 고유값(Eigen Value)과 고유벡터(Eigen Vector)

S 는 스캐터 행렬(Scatter Matrix)이며 스캐터 행렬은 공분산 행렬(Covariance Matrix)을 이용한다. 식 (11)에서 공분산 행렬을 구하는 방법과 공분산 행렬에 필요한 평균을 계산하는 방법을 보여 주고 있다.

$$S = \sum_{i=1}^n (x_i - m)(x_i - m)^t, \quad m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

식 (11) 스캐터 행렬(Scatter Matrix)

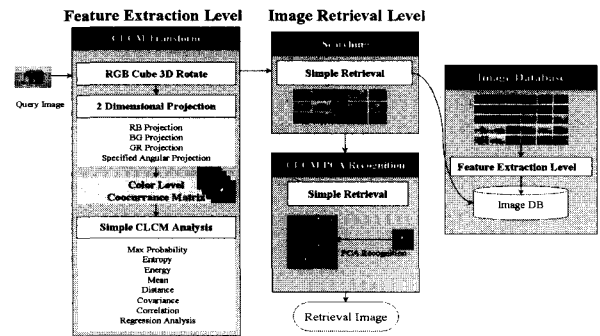
PCA는 다변량 통계분야에서 소개되는 기법이지만 K-L 변환(K-L Transform)[4]이나 호텔링 변환(Hotelling Transform)[4]에서 PCA를 영상에 적용하는 방법이 알려지면서 얼굴인식[13]을 위한 도구로 빼놓을 수 없는 알고리즘이 되었다. Jun Zhang[5]의 논문에서도 얼굴인식을 위한 방법론으로 제시하고 있으며 현재 많은 얼굴 검색시스템에서 PCA를 활용하고 있다. PCA를 이용함에 있어서 대부분의 사용자들은 PCA의 혼합적인 사용이나 PCA에 적용하는 데이터의 변환등과 같은 방법을 이용하고 있다. Turk와 Pentland [13]의 논문에서 얼굴인식을 위한 고유얼굴(Eigen Face)의 활용법을 볼 수 있으며 Marcialis[14]의 논문에서는 LDA와 PCA를 혼합 사용하는 방법으로 얼굴 인식 알고리즘을 소개하고 있다. 본 논문에서는 PCA를 CLCM의 분석도구로 활용하고자 한다.

4. 색상 검색 시스템

본 논문에서 제안하는 색상분석 기법을 영상 검색에 적용하기 위해서는 세 단계를 거치며 그 과정은 다음과 같다.

- CLCM Transform
- Statistics Feature Extraction
- Pattern Recognition

제일 먼저 영상은 CLCM변환 과정을 거치게 된다. 그리고 모든 데이터베이스의 영상에 대해서 앞에서 제시한 통계적인 특징 값을 추출하게 되며 이 값은 1차적인 검색을 위한 기준으로 이용된다. 그리고, 1차 통계적인 특징 값을 이용한 검색에서 검색된 영상들은 2차적으로 PCA 패턴 인식과정을 거치게 된다.



(그림 5) 색상 성분 분석 시스템 구조

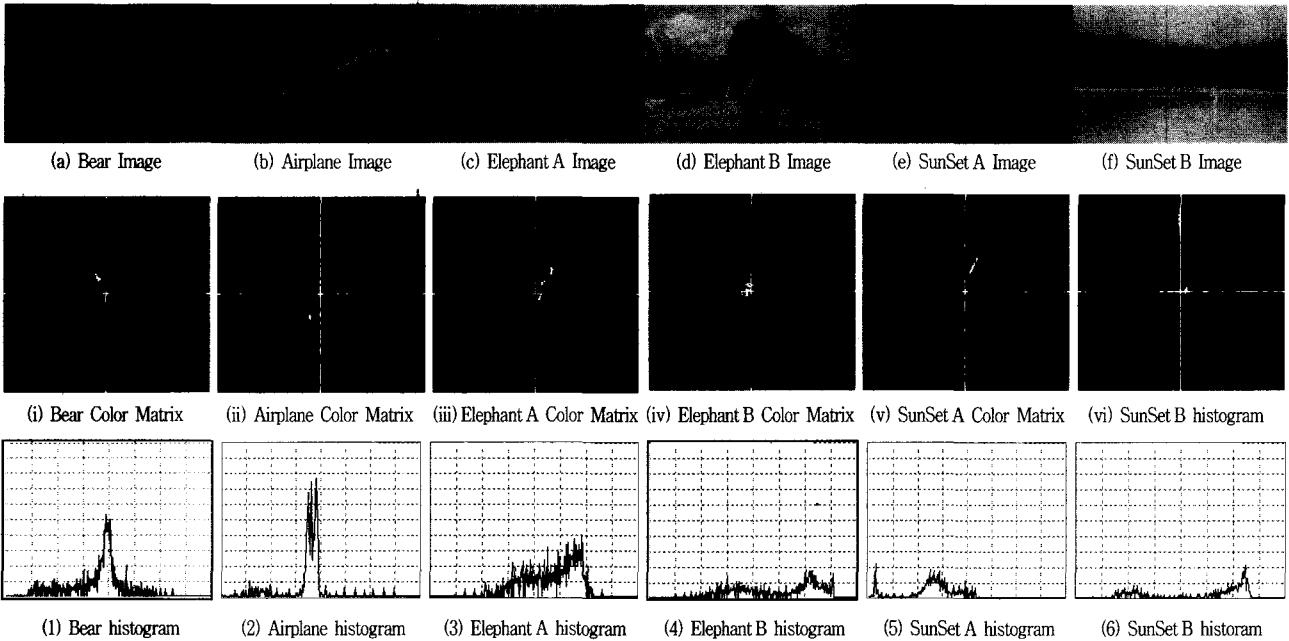
영상을 이용한 일반적인 패턴인식은 비용적인 측면 때문에 데이터베이스 내에 존재하는 모든 영상에 대해서 패턴 매칭을 동적으로 검색하는 경우는 드물다. 따라서, 본 논문에서 적용하려는 색상 검색 시스템은 통계적인 방법으로 1차 검색을 하게 되며 그 결과를 이용해서 2차적으로 PCA 패턴 인식을 적용하고 있다.

(그림 5)에서 보여주는 것과 같이 CLCM의 통계적인 특징 값을 이용해서 이미지 데이터베이스에 존재하는 이미지를 1차적으로 걸러내게 된다. 그리고 보다 정확한 이미지 검색을 위해서 쿼리(Query)로 주어진 이미지의 패턴과 유사한 이미지를 CLCM PCA Recognition 단계에서 한번 더 검사하게 된다.

5. 실험 및 결과

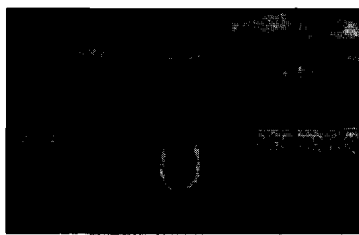
5.1 색상 PCA

PCA의 패턴인식(Pattern Recognition)의 방법으로 색상을 가장 잘 나타내는 Hue-Chroma의 각도에서 투영한 CLCM과 명도(Intensity)를 (그림 6)에서 보여 주고 있다.



(그림 6) Hue와 Saturation을 이용한 CLCM

(그림 6)에서 (그림 7)을 검색하고자 할 때 PCA를 이용한 결과를 <표 1>에서 확인할 수 있다.



(그림 7) 테스트 영상(Test Image)

<표 1> Hue-Saturation을 이용한 PCA 적용 결과

Eigen Value							
	1	2	3	4	5	6	
	453539.4733	305043.5076	195965.7639	151305.9966	86309.59289	0	
Pattern Image Projection & Test Image Projection Comparison							
	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	(e)Test Image
1	-74.0727	-78.2149	-126.4613	-76.8616	-244.5722	600.1828	-46.3874
2	-142.4447	-74.9793	-220.0924	-115.6470	455.9156	97.2479	-57.2651
3	356.8614	-32.8489	-256.9326	-23.5334	-18.5845	-24.9619	-26.3753
4	-122.0332	252.5821	-209.9052	158.4932	-51.9086	-27.2282	-13.9204
5	23.5689	179.7286	31.1002	-229.0046	-6.3593	0.9652	11.7680
6	162.4672	-4.6263	272.7404	102.7799	-20.0658	-513.2954	69.3079
Result	175398.7147	106089.3181	166249.9637	93163.4299	312451.7034	781649.6202	

<표 1>에서는 테스트 영상이 PCA변환으로 투영된 결과와 각각의 영상에 투영된 결과를 보여주고 있다. 테스트 영상과 각각의 영상과의 투영 거리를 계산했을 때 가장 작은 값을 나타내는 것은 <표 1>(d)가 된다. 이것은 CLCM 분포를 PCA 패턴 인식에 적용할 수 있는 가능성을 잘 보여주고 있다.

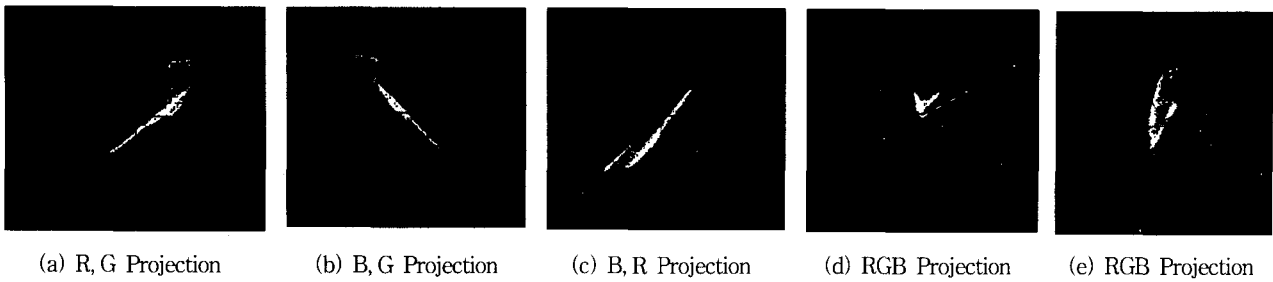
5.2 CLCM(Color Level Co-occurrence Matrix)

<표 1>에서는 Hue-Chroma 각도에서 즉, 명도(Intensity)와 수직인 각도에서 투영된 결과를 PCA변환으로 확인할 수 있었다. 그 이외에도 다양한 각도에서 CLCM을 투영해 볼 수 있으며 (그림 8)에서는 여러 각도에서 투영한 CLCM을 보여주고 있다.

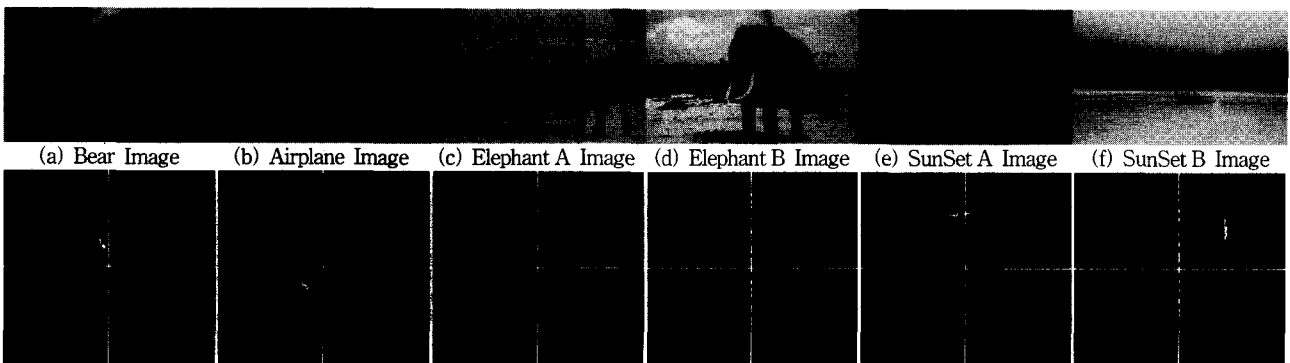
(그림 9)에서는 임의의 각도로 투영했을 때의 CLCM을 보여 주고 있으며 <표 2>에서 해당 각도로 투영된 (그림 7)의 테스트 영상을 비교했을 때의 결과를 확인할 수 있다.

<표 2>에서는 임의의 각도에서 획득한 CLCM을 이용하여 PCA변환으로 투영했을 때의 결과를 보여주고 있다.

그리고 (그림 7)의 테스트 영상과 (그림 9)(d)가 가장 유사하다는 것을 <표 2>에서 확인할 수 있다. 이것은 임의의 각도로 투영된 CLCM 또한 PCA가 잘 적용된다는 것을 보여준다.



(그림 8) 여러 각도에서 투영한 CLCM

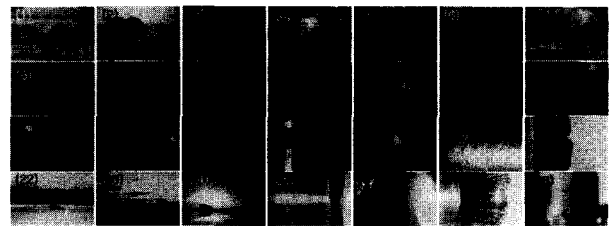


(a) Bear Matrix (b) Airplane Matrix (c) Elephant A Matrix (d) Elephant B Matrix (e) SunSet A Matrix (f) SunSet B Matrix

(그림 9) 임의의 각도에서 투영한 CLCM

<표 2> 임의의 각도 CLCM의 PCA 적용 결과

Eigen Value							
	1	2	3	4	5	6	
	506042.481	22698.674	2377.727666	391.966512	49.31748504	0	
Pattern Image Projection & Test Image Projection Comparison							
	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	(e)Test Image
1	128.5488	127.8210	129.0046	128.2128	-649.3575	135.7705	127.8958
2	33.2435	32.5326	37.5367	32.4003	-1.2705	-134.4425	32.4007
3	16.8522	13.3930	-41.8198	12.8089	-0.0535	-1.1809	12.8597
4	15.6840	-9.7076	1.0281	-7.1185	0.0137	0.1005	-7.3575
5	-0.4956	-4.6506	-0.0845	5.2380	0.0020	-0.0092	4.3048
6	-25.9929	-24.4005	-25.0741	-15.5874	113.4152	-22.3603	-16.3741
Result	175398.7147	150.4539	3182.7206	1.6498	622341.3124	28205.8645	



(그림 11) 1차 검색 결과 영상

(그림 11)의 결과를 다각도 CLCM을 이용해서 (그림 10)의 영상과 비교했을 때 <표 3>과 같은 결과를 얻을 수 있다.

5.3 영상 검색(Image Retrieval)

1차 검색 단계로 (그림 10)의 영상을 쿼리로 입력하여 모든 데이터베이스 내에 존재하는 이미지들과 통계적인 특징 값 검색을 하면 (그림 11)과 같은 결과를 얻을 수 있다. (그림 11)의 결과 영상에서 알 수 있듯이 (그림 10)과 비슷한 계열의 영상을 얻을 수는 있지만 단순한 통계적인 방법만으로는 정확하게 검색해 낼 수는 없다.



(그림 10) 테스트 영상

<표 3> 1차 검색 결과에 대한 PCA 분석 결과

번호	측정 결과	번호	측정 결과
1	252576.5361	15	413082.0910
2	121123.0794	16	297314.4457
3	149254.8459	17	551888.5207
4	265067.8599	18	387152.5077
5	111838.0124	19	457915.4416
6	125014.0787	20	579590.6600
7	148503.0330	21	371089.6092
8	110978.7232	22	547614.7545
9	118050.3722	23	490465.3910
10	222328.2889	24	614445.5417
11	276032.6755	25	565043.8892
12	453214.1756	26	852279.9422
13	390293.9214	27	503898.2325
14	315167.6132	28	570807.9950

<표 3>에서는 보다 정확한 결과를 도출하고 있다. 테스트 영상 (그림 10)과 색상의 유사도가 가장 높은 것은 5, 8, 9번인 것을 알 수 있다. 1차적으로 통계적인 기법으로 검색하고 2차적으로 PCA의 방법을 이용할 때 보다 좋은 결과를 얻을 수 있는 것을 볼 수 있다.

6. 결 론

본 논문에서는 색상 성분을 분석하기 위한 시스템의 설계와 방법론을 제안하고 있다. 단순한 색상 비교 만으로는 미세한 색상의 차이를 분석할 수 없기 때문에 일반적인 색상 비교 기법인 히스토그램 Binning의 기법이나 히스토그램 인터섹션을 이용하는 것이 아니라 보다 정확한 색상 분석 기법인 CLCM을 제안하였다. CLCM의 공간적인 관계(Spatial Relationship)와 빈도(Frequency)를 해석함으로써 보다 정확한 정보를 추출할 수 있었고, 보다 정밀한 해석을 위해서 주어진 데이터를 3차원 상에서 회전 변환한 후 다양한 각도상에서 데이터를 추출하여 비교하였다.

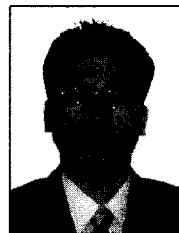
데이터의 비교를 위해서 1차적으로 통계적인 모멘트를 이용하였으며 2차적으로 해당 데이터의 패턴을 추출하여 추출된 패턴에 의해서 보다 정확한 색상 패턴을 검색할 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] R. M. Haralick, I. Dinstein, "Textural features for image-classification," IEEE Trans. on System, Man, and Cyber, Vol.3, pp.610-621, Nov., 1973.
 [2] M. K. Hu, "Pattern recognition by moment invariants," Proc. IEEE, Vol.49, No.9, p.1428, Sep., 1961.
 [3] M. K. Hu, "Visual pattern Recognition by moment invariants," IRE Trans. on Information Theory, Vol.17-8, No.2, pp.179-187, Feb., 1962.
 [4] G. Pass, R. Zabih, J Miller, "Comparing Images Using Color Coherence Vectors," Proc. Fourth ACM Multimedia Conference, 1996.
 [5] Jun Zhang, Face Recognition, "Eigenface, Elastic Matching, and Neural Nets," Proc. IEEE, Vol.85, No.9, Sep., 1997.
 [6] Gonzalez, Woods, "Digital Image Processing," Addison Wesley Longman, 1992.
 [7] M. Flickner et al. "Query by image and video content : The QBIC system," IEEE Computer, Vol.28, No.9, pp. 23-32, Sep., 1995.
 [8] Virginia Ogle and Michael Stonebraker, "Chabot : Retrieval from a relational database of images," IEEE Computer, Vol.28, No.9, pp.40-48, Sep., 1995.
 [9] M. Swain, "Interactive indexing into image databases,"

Proc. SPIE, Vol.1908, 1993.

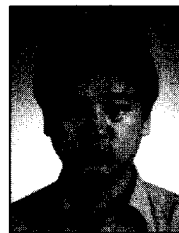
[10] Yihong Gong, "Intelligent image databases : towards advanced image retrieval," Kluwer Academic Publishers, 1998.
 [11] Jiawei Han, Micheline Kamber, "Data Mining : Concepts and Techniques," Morgan Kaufmann Publisher, 2001.
 [12] M. D. Vevine, "Vision in man and machine," McGraw-Hill, 1985.
 [13] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," Journal of Cognitive Neuroscience, Vol.3, No.1, pp.71-86, 1991.
 [14] L. Marcialis and F. Roli, "Fusion of lda and pca for face verification," in Biometric Authentication, Vol.LNCS 2359, pp.30-37, Jun., 2002.
 [15] D. Park, J. Park, T. Kim, and J. Han, "Image indexing using weighted color histogram," Proc. 10th Int. Conference on Image Analysis and Processing, Sep., 1999.



최 영 관

e-mail : ychoi@konkuk.ac.kr
 1997년 건국대학교 독문학과(학사)
 1998년 건국대학교 대학원 컴퓨터공학과 (공학석사)
 2000년 건국대학교 대학원 컴퓨터공학과 (박사수료)

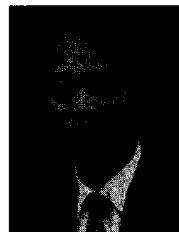
관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터 그래픽스



최 철

e-mail : ironman@konkuk.ac.kr
 1997년 동국대학교 전자계산학과(이학사)
 1999년 건국대학교 대학원 컴퓨터공학과 (공학석사)
 2002년 건국대학교 대학원 컴퓨터공학과 (박사수료)

관심분야 : Image and Vision, Multimedia



박 장 춘

e-mail : ccpark@konkuk.ac.kr
 1965년 연세대학교 전기공학과(공학사)
 1970년 연세대학교 대학원 전기공학과 (공학석사)
 1984년 캘리포니아 주립대 전기공학과 (공학석사)

1990년 연세대학교 대학원 전기공학과(공학박사)
 1975년~1976년 광운대학교 전산학과 조교수
 1976년~1981년 홍익대학교 전산학과 부교수
 1984년~현재 건국대학교 컴퓨터공학과 교수
 관심분야 : 의료영상처리, 신호처리, 음성인식, 병렬처리