

# 색상 그룹핑과 클러스터링을 이용한 회화 작품의 자동 팔레트 추출

## (Automatic Color Palette Extraction for Paintings Using Color Grouping and Clustering)

이 익 기 <sup>†</sup>      이 창 하 <sup>\*\*</sup>      박 재 화 <sup>\*\*\*</sup>  
 (Ik-Ki Lee)      (Chang Ha Lee)      (Jaehwa Park)

**요 약** 화풍을 효과적이고 객관적으로 기술하는 한 방법으로 팔레트 추출에 대한 수학적 모델을 제시한다. 이 모델에서는 팔레트를 허용 오차 범위 내에서 회화 작품의 영상을 표현할 수 있는 주요 색상의 집합으로 정의하고 색상 그룹핑과 주요 색상 추출의 두 단계를 거쳐 팔레트 색상을 추출한다. 색상 그룹핑은 주어진 회화에 대해 적응적으로 색의 분해능을 조절하여 각 회화 작품을 이루는 기초 색상을 추출하며, 다음 주요 색상 추출 단계에서 이것과 이것이 차지하는 영역에 대한 정보를 바탕으로 K-Means 클러스터링 알고리즘을 적용하여 팔레트를 얻는다. 실험을 통해 유명 화가의 작품을 대상으로 RGB와 CIE LAB 색상 모델을 사용하여 추출한 팔레트를 3차원 색 공간에 표시하였다. 팔레트 색상의 거리를 사용한 화가 분류 실험과 실사 영상의 색채 변환 실험 통해 이 방법이 화풍 분석과 그래픽 분야에 적용될 수 있음을 확인하였다.

**키워드** : 팔레트 추출, 색상 그룹핑, 색상 클러스터링, 화풍 분석

**Abstract** A computational color palette extraction model is introduced to describe paint brush objectively and efficiently. In this model, a color palette is defined as a minimum set of colors in which a painting can be displayed within error allowance and extracted by the two step processing of color grouping and major color extraction. The color grouping controls the resolution of colors adaptively and produces a basic color set of given painting images. The final palette is obtained from the basic color set by applying weighted k-means clustering algorithm. The extracted palettes from several famous painters are displayed in a 3-D color space to show the distinctive palette styles using RGB and CIE LAB color models individually. And the two experiments of painter classification and color transform of photographic image has been done to check the performance of the proposed method. The results shows the possibility that the proposed palette model can be a computational color analysis metric to describe the paint brush, and can be a color transform tool for computer graphics.

**Key words** : palette extraction, color grouping, color clustering, paint brush analysis

· 이 논문(저서)은 2006년도 정부재원(교육인적자원부 학술연구조성사업비)으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 연구되었음(KRF-2006-003-D00501)

<sup>†</sup> 비 회 원 : 중앙대학교 컴퓨터공학부  
 iklee@hil.cau.ac.kr  
<sup>\*\*</sup> 정 회 원 : 중앙대학교 컴퓨터공학부 교수  
 chlee@cau.ac.kr  
<sup>\*\*\*</sup> 종신회원 : 중앙대학교 컴퓨터공학부 교수  
 jaehwa@cau.ac.kr  
 논문접수 : 2008년 2월 26일  
 심사완료 : 2008년 5월 1일

Copyright©2008 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

### 1. 서 론

최근 이미지 처리 기술은 단순히 대상물을 있는 그대로 촬영하여 보존하는 단계를 지나 색상, 질감, 필치 등 회화적 요소를 적용하거나 화면을 재구성하는 등의 기법을 적절히 활용하여 작가의 표현의 의도에 따라 실사 영상을 예술성이 있는 회화 작품으로 가공하는 시도로 이어지고 있다[1,2].

회화는 색상, 질감, 형태, 구도 등의 다양한 요소로 구성되고 이러한 요소들은 작가의 의도나 습관에 따라 대상물을 표현하기 위해 배치되고 가공되어 하나의 회화 작품을 완성한다. 이 과정에서 각 구성 요소는 작가의

의도나 습관을 반영하여 여러 특징을 담게 되며, 한 작가의 여러 작품에서 공통적으로 나타나는 특징의 조합을 화풍이라고 부른다. 화풍은 대상물을 나타내는 색채, 대상물의 재구성 또는 사용된 재료에 의한 질감 등 여러 가지 형태로 표출되는데, 한 화풍의 특징은 그 화풍이 가지는 고유한 점이 다른 것과의 비교되면서 상대적으로 기술된다. 이것은 회화 작품 감상의 측면에서는 충분할 수 있지만, 화풍에 대한 기술 방법에 대한 일관성 있는 틀을 찾기 어려워, 컴퓨터기술을 통한 화풍 분석이나 구현 방법으로 이용하기에는 부족한 점이 많다[3,4].

일반적인 회화 작품에서 화풍의 차이는 일차적으로 색감 차이에 의해 가장 잘 느낄 수 있다. 이것은 화가 각자의 개성에 따라 편중된 색 공간을 사용하기 때문으로, 이 색 공간 내에서 화가가 주로 사용하는 제한된 색상의 집합을 팔레트라고 한다[2]. 동일한 대상이 다른 화가에 의해 비슷한 구도로 그려졌음에도 불구하고 두 그림의 느낌이 확연히 다른 것은 각 화가가 사용하는 팔레트에 의한 색채 조화의 차이에서 오는 것으로 팔레트는 전체 그림의 분위기를 좌우하는 중요한 특징이다.

컴퓨터 그래픽스 분야에서는 이미지를 나타내는데 필요한 최소한의 색상 집합을 팔레트로 정의하며, 이와 관련된 다양한 분야에서 많은 연구가 진행되고 있다[5-8]. 그러나 지금까지 대부분의 연구는 팔레트를 영상을 대표하는 특징으로 보기보다는 영상을 압축하기 위한 수단으로 보고, 실사 영상의 왜곡이 최소가 되도록 허용된 수만개의 색상 종류를 추출하는 것에 초점을 맞추고 있다. 반면 회화 작품은 작품 또는 화가에 따라 서로 다른 영역의 색 공간을 사용하고, 실사 이미지에 비해 작은 수의 색상을 사용하며 대부분의 경우 사람의 눈으로 구별할 수 있는 수 백 가지 정도의 색 공간 내에 포함된다[4,9]. 따라서 회화 작품에 대한 팔레트 추출은 영상 압축을 위한 팔레트 추출과는 출발점이 다르다.

본 논문에서는 화풍을 효과적이고 객관적으로 기술하는 한 방법으로 팔레트 추출과 이용에 대한 수학적 모델을 제시한다. 이 모델에서는 회화 작품을 표현할 수 있는 최소한의 색상을 팔레트로 정의하고, 회화 작품의 이미지로부터 팔레트를 구성하는 주요 색상을 찾는 자동화된 연산 방법을 제시한다. 팔레트 추출은 크게 색상 그룹핑과 주요 색상 추출의 두 단계를 거쳐 진행된다. 색상 그룹핑 단계는 회화 작품의 영상을 구성하는 기초 색상을 추출하는 과정으로 색상의 차이를 회화 특성에 맞도록 유사한 색상들을 서로 묶어 기초 색상의 집합을 만들어낸다. 이것은 회화 작품을 이해하는 사람의 색감 인지 능력에 의해 유사한 색상들을 하나로 묶는 과정으로 실사 이미지를 표현하기 위한 색상 모델의 높은 분해능(resolution)을 회화를 표현하기 위한 단계까지 낮

춘다. 기초 색상이 추출되면 전체 화폭에 대한 각 색상의 가중치를 추출하고 클러스터링 하여 주어진 팔레트들에 맞도록 대표 색상으로 묶는다.

자동화된 연산을 위해서 RGB와 CIE LAB 색상 모델 [10]에 각각 정의된 색차(color distance)를 이용하여 색상의 유사도를 측정하고 이것을 확대한 평균 색차를 정의하여 팔레트의 성능을 측정할 수 있도록 한다. 이 방법을 적용하여 인지도가 높은 화가 몇 명의 작품에 대해 실제 팔레트를 추출하고 이것이 제한된 범위 내에서 화풍을 측정할 수 있는 척도로 사용가능한지 여부를 화가 분류(painter classification) 실험을 통해 알아본다. 또한 추출한 팔레트의 효과를 평가하기 위해 간단한 색채 교환을 통한 비사실적 렌더링에 적용해 본다.

## 2. 팔레트 모델

한 회화 작품 또는 화가의 팔레트 색상은 대략적으로 그 화가 또는 회화 작품에서 사용된 주요한 색상의 집합 또는 사용한 색상의 범위를 의미하지만 어떻게 팔레트를 구성하는지에 대한 명확한 정의는 없다.

그림 1은 마티스의 Seated Riffian(Le Rifain assis)이라는 회화 작품이다. (a)는 원본 작품의 이미지이며 (b)는 이 그림을 구성하는 객체(object)별로 영역을 구분하고 각 영역에 검은색 테두리를 표시한 것이다. 이 작품의 주요 색상을 추출한다면, 바닥을 표현하는 적색, 벽면의 창을 구성하는 청색, 벽면과 인물의 상체 피부를 나타내는 밝은 녹색, 벽면 노란색, 대상물의 옷을 구성하는 짙은 녹색 두 가지, 인물의 손발을 나타내는 주황색 그리고 의자와 신발 등을 표시하는 황토색 등 대략 여덟 가지 주요 색상을 꼽을 수 있다. 경우에 따라 그 외 옷의 장식물을 표현하는 흰색 몇 가지를 더 추가할 수 있다. 이것은 사람의 눈으로 볼 때 그림 1에서 A, C의 색상은 같은 색상으로 보고 B는 다른 색상으로 보는 사람의 색감에 근거하고 있다. 하지만 이미지의 실제 색상은 RGB 모델로 나타낼 때, A(78, 148, 97), B(46, 119, 183), C(73, 140, 95)로 세 곳의 색상은 서로 다르다.

반면, 사람의 눈으로도 구별이 될 만큼 색상의 차이가 있는 두 색을 회화적인 측면에서 동일 색상으로 간주하는 경우도 있다. 그림 1의 바닥면 붉은색이나, 창을 표시하는 청색과 같이 불균일 채색에 의해 육안으로 구별이 될 만큼의 농도, 명암에 의한 색감 차이를 발생시킨다. 그러나 이것은 회화 관점에서 볼 때 한 가지 팔레트 색상으로 간주한다. 즉 팔레트 색상에 대해서 동일 객체의 영역 내에서는 어느 정도의 색감 변화를 인정한다.

뿐만 아니라 유사한 색상이라도 영역에 따라 서로 다른 색으로 간주되기도 한다. 그림 1의 옷과 벽면은 각각 짙은 녹색과 옅은 녹색으로 표현되고 있는데, F, G의

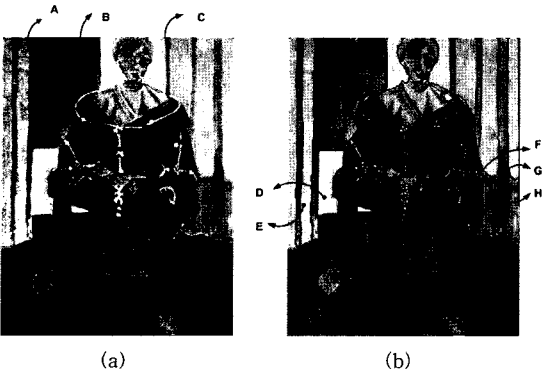


그림 1 마티스 - Seated Riffian(Le Rifain assis)

점에서 색상은 유사한 짙은 녹색이지만, F는 옷의 영역에 속하고, G는 벽면 영역에 속하게 되므로 이 두 색은 다른 색상으로 분리된다. 반면, G는 같은 벽면 영역인 H와 명암차이가 있음에도 불구하고 동일한 팔레트 색상 범주에 넣는다. 이것은 회화에 있어서 색상이 객체를 구별하는 요소로 사용되기 때문으로 객체의 구성 요인에 대해 팔레트 구성이 영향을 줄을 알 수 있다. 따라서 팔레트 색상은 단순히 회화 작품에서 많이 사용된 주요 절대 색상의 집합이라기보다는 사람의 색상과 객체의 인지모델을 바탕으로 한 인지적 관점의 색감 모델을 알 수 있다.

모든 회화 작품이 그림 1과 같이 그림의 객체 영역별로 색상의 구별이 잘 되는 것은 아니다. 그림 2, 그림 3, 그림 4는 피카소의 회화 작품으로 각각 청색시대, 장밋빛시대, 니그로 시대의 작품이다. 그림 4는 대체적으로

그림 1과 같이 객체의 영역이 윤곽선에 의해 뚜렷이 구별되고 객체를 표시하는 영역내의 색감이 비슷함을 알 수 있다. 그림 2는 색감이 화폭 전체에 걸쳐서 유사하며, 그림의 객체의 구별이 윤곽선이나 명암 비에 크게 의존하고 있다. 그림 3은 객체와 배경의 구별은 색상의 차이에 의해 뚜렷이 나타나지만, 객체 영역내의 색상 변화가 상대적으로 큼을 알 수 있다.

따라서 앞서 설명한 객체 영역 내에서 대표 색상을 추출하는 방법에 있어서 그 한계가 있다. 즉 그림 2와 그림 3의 경우에는 객체의 영역에 대한 색상 검출보다 전체적인 색공간 내에서 유사 색상의 군집을 이용하는 것이 유리할 수 있다. 뿐만 아니라 그림 2에서 청색을 구별하는 정도는 그림 4에서 것과 차이가 나며 더 미세한 것으로 판단할 수 있다. 즉 팔레트 색상 간의 변화폭은 그림 2에서 보다 그림 4에서는 크게 나타남을 알 수 있다. 또한 한 그림을 구성하는 색상의 개수에 있어서 그림 2의 경우보다 그림 4에서 더 많게 검출 되어야 한다. 즉 동일한 분해능과 색상의 개수로 팔레트를 통합적으로 나타내기에는 한계가 있음을 알 수 있다.

그림 5는 팔레트 추출 과정에 대한 블록도이다. 팔레트 추출은 크게 색상 그룹핑과 주요색상 추출의 두 단계를 거쳐 진행된다. 색상 그룹핑 단계는 회화 작품의 영상을 구성하는 기초 색상을 추출하는 과정으로, 회화 작품을 구성하는 객체의 영역을 구분하고 그 영역내의 대표 색상을 추출하는 방법과 전체적으로 작품을 구성하는 색상의 히스토그램을 이용하여 색상 간의 분해능을 조절하는 두 가지 방법을 사용한다.

이 과정에서 한 객체 영역 내에서 색상들을 몽그러



그림 2 늙은 기타수 (피카소: 청색 시대)

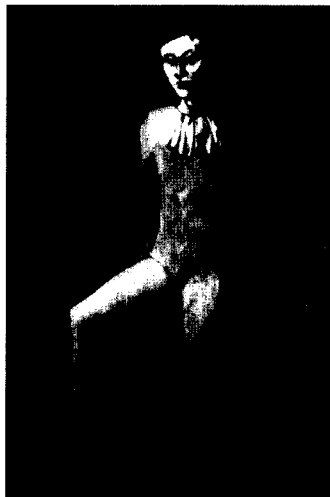


그림 3 앉아있는 광대 (피카소: 장밋빛 시대)



그림 4 우는 여인 (피카소: 니그로 시대)

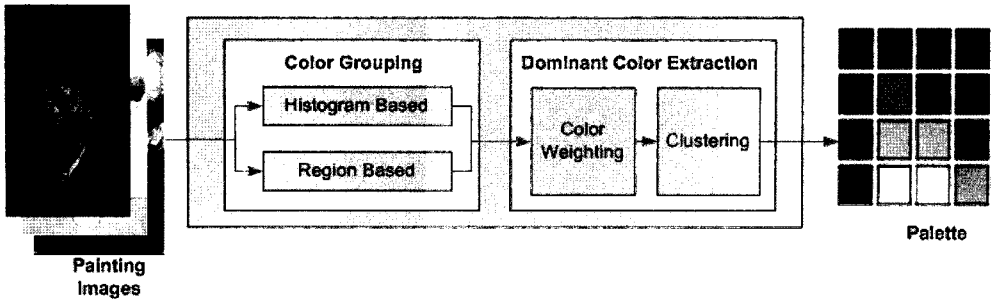


그림 5 팔레트 추출 과정

뜨려서 한 가지의 색상으로 여기는 특성뿐만 아니라 단 색보다는 비교 쌍으로 존재할 때 색감의 차이를 더 많이 느끼는 상대적 색감 인지 능력의 특징을 동시에 반영한다. 히스토그램 방법은 전체적인 색상의 분포를 고려하여 사용 빈도에 따라 그 변화폭을 조절하여 상대적 색감의 분해능을 조절한다. 이 점은 사용빈도가 높을수록 대상물을 표현하는 수단으로 많이 쓰이고 따라서 비교 쌍으로 존재할 가능성이 높다는 가정을 바탕으로 두고 있다.

색상 그룹핑에 의해 기초 색상이 추출되면 클러스터링 기법을 이용하여 전체 화폭에 대해 사용된 주요 색상을 추출한다. 서로 색상은 다르지만 거리가 떨어져 있을 때, 동일한 색상으로 인지 하는 현상에 대응하기 위해 유사한 기초 색상이 주어진 오차 범위 내에서 대표 색상으로 묶이도록 한다. 이때 자주 사용되는 색상이 클러스터링에 더 큰 영향을 줄 수 있도록 화폭 내에서 차지하는 면적의 비율에 따라 각 기초 색상의 가중치를 다르게 설정한다.

2.1 색상 그룹핑

영역 분할을 이용하는 방법은 같은 색이나 유사한 색을 가지는 부분을 묶거나, 객체를 구성하는 영역을 구분하는 방법을 통해 한 작품의 화폭 이미지를 여러 영역으로 구분하고 각 영역에서 대표 색상을 추출하는 방법으로 기초 색상을 얻는다.

이미지 영역 분할 방법에는 임계값에 의한 기법, 영역 성장 기법, 클러스터링을 이용하는 기법 등 다양한 방법들이 있다. 여러 방법들 중에서 평균이동(mean-shift) 알고리즘 [11,12]는 확률 밀도 분포에서 보다 확률이 높은 위치로 반복적으로 이동하여 지역 최대값(local maxima)인 모드(mode)를 찾는 방법으로, 픽셀 간의 공간 정보를 반영하기 때문에 팔레트 추출을 위한 객체 영역 분할에 적용에 있어 다른 방법에 비해 유리한 점이 많다. 그러나 이 알고리즘은 클러스터링을 기반으로 하는 방법의 하나이기 때문에 연산량이 많아 속도가 느린 단점이 있다. 그림 6은 평균이동 알고리즘을 이용한 영역 분할의 한 예를 보여주고 있다.



그림 6 평균이동 알고리즘에 의한 회화 작품의 영역 분할의 예

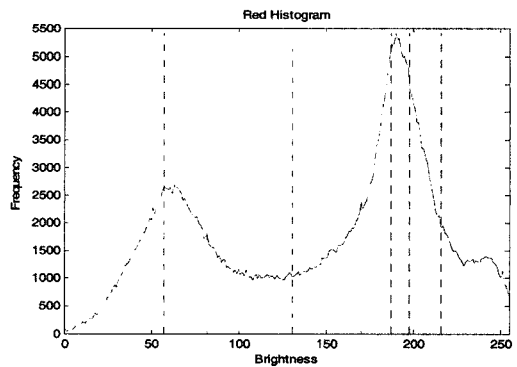


그림 7 사용 빈도를 고려한 구간 양자화(8구간)

히스토그램 기반 색상 그룹핑은, 각 색상 모델의 색 축(color axis)에 대해 색 분포를 구하고 히스토그램의 진폭에 따라 분해능을 조절하여 구간을 나누고 각 구간의 대표 값 조합에 의해 기초 색상을 구한다. 각 색 축을 동일한 간격으로 구간을 설정하면 히스토그램의 추출 없이 기초 색상을 얻을 수 있지만, 사람이 색을 인식

할 때 색변화가 적은 부분을 민감하게 인식한다는 것을 반영하지 않아 좋은 결과를 낼 수 없다[13]. 따라서 이미지의 색상 진폭을 보다 정밀하게 반영하기 위해서 그림 7과 같이 각 구간의 면적이 같도록 나눈다. 이렇게 하면 많이 사용되는 색상 범위에서는 조밀하게 나뉘고 적게 사용되는 영역은 넓게 묶어서 전체적으로 영상의 색차 진폭을 정밀하게 측정 할 수 있다.

## 2.2 주요 색상 추출

색상 그룹핑을 통하여 회화 작품에 대한 사람들의 인지 특성을 반영하여 회화를 구성하는 기초 색상을 추출하였다. 이 기초 색상들 가운데서 한 화가 또는 그림에 주로 사용된 주요한 색상을 찾아냄으로써 팔레트를 추출할 수 있다. 주요 색상 추출은 성질이 유사한 데이터들을 하나의 그룹으로 묶어 의도하는 몇 개의 그룹으로 나누는 클러스터링 기법을 이용한다. 본 논문에서는 클러스터링 기법 중 가장 일반적인 분할 K-Means 방법을 사용한다[15].

그룹핑에 의해 추출된 기초 색상들은 한 가지 대표 색상이 해당 색 영역을 대표한다. 히스토그램 방법은 각 색상 축으로부터 빈도수가 일정하도록 나뉘므로 각 기초 색상의 가중치는 균일하게 된다. 그러나 영역 기반 방법은 하나의 기초 색상이 분할된 각 영역을 대표하게 되므로 각 색상의 가중치는 서로 다르다. 따라서 클러스터링에 있어서 각 영역의 대표색상이 가지는 영향이 서로 다르도록 가중치 조정을 해줄 필요가 있다. 즉 더 큰 영역에서 추출된 기초 색상이 팔레트 추출에 더 큰 영향을 미치도록 가중치를 설정한다. 클러스터링에 대한  $i$  번째 영역의 가중치  $w_i^p$  는  $w_i^p = a_i / r_c$  으로 구한다. 이때  $a_i$  는 각 영역이 가지는 픽셀수이며,  $r_c$  은 기준이 되는 영역의 크기로서 실험에서는 각 분할 영역의 평균 픽셀수를 사용한다.

한 작품이 아니라 한 화가 (또는 한 화가의 작품기)의 팔레트를 찾아내기 위해서는 여러 작품을 동시에 사용한다. 이때 각 회화 작품은 가중치가 동일한 독립된 요소로 보고 원래 작품의 크기에 의한 차이는 고려하지 않는다. 그러나 촬영 이미지의 크기가 서로 달라, 한 화소의 상대적 크기가 달라질 수 있다. 확대 및 축소에 의한 정규화 방법은 처리 과정에서 원 영상이 왜곡될 여지가 많으므로 화소에 가중치를 부여하고 이미지의 크기가 클 경우에는 작은 값을 이미지의 크기가 작을 경우에는 큰 값을 가지도록 하여 한 화소의 상대적인 크기를 나타내도록 한다.  $i$  번째 이미지에 따른 가중치는  $w_i^p = r_p / s_i$  로 구한다. 이때  $r_p$  는 기준 값으로 이미지 화소수의 평균이며,  $s_i$  는 이미지의 크기로 이미지의 총 화소수이다.

영역 기반에 대한 이미지  $j$  의 영역  $i$  의 기초 색상의

가중치는  $w_{ij} = w_i^p w_j^q$  가 되며, 히스토그램에 대한 가중치는  $w_i^p$  가 된다. 기초 색상 데이터는 분할 클러스터링 기법을 통해 최종 가중치를 고려하여 클러스터 내의 모든 데이터들과 중심과의 차이의 평균 자승 오차(mean square error)가 최소가 되도록 몇 개의 집단, 즉 주요 색상 군집으로 묶인다. 분할되는 클러스터의 개수는 평균 자승 오차가 허용 범위 내로 들어올 때까지 증가되거나 최대 개수 이내로 제한된다.

## 3. 팔레트 추출

실험은 RGB 색상 모델과 CIE LAB 색상 모델 [10,14] 두 가지 경우에서 진행하였다. RGB 모델은 빨강(Red), 초록(Green), 파랑(Blue)의 3개의 색 축으로 구성된 3차원 정육면체 색공간이다. 각 축의 값은 해당 색원의 밝기를 의미하며 색상의 표현은 빨강, 초록, 파랑의 가법 혼합을 이용한다. RGB 색상 모델에서 두 색상 간의 차이인 색차  $d$  는 색 축에 대한 유클리디안 거리, 즉  $d = \sqrt{\Delta R^2 + \Delta G^2 + \Delta B^2}$  로 정의된다. RGB 색상 모델은 직교하는 색 축의 모델로서 이해와 구현이 쉽다. 하지만 색채 정보와 빛 정보가 분리되어 있지 않아 조명 변화에 민감하여 정확한 색상의 표현이 어렵고 또한 하드웨어에 의존적이기 때문에 기기들 간의 색감이 서로 다르게 된다.

CIE LAB 색상 모델은 균등 색상 공간으로 균등한 색 공간을 통해 임의의 두 점 사이의 거리가 항상 색차 감각과 비례하도록 만들어진 색상 모델이다. 밝기를 나타내는 수직축 L과 색도를 나타내는 a, b 두 수평축으로 구성되어 있다. a는 적-녹(red-green)을 나타내고, b는 황-청(yellow-blue)을 나타낸다. a가 양수면 빨간색을 띠고 음수면 녹색을, b가 양수면 노란색을 띠고 음수면 파란색을 띠는 의미를 가진다. a=b=0인 지점은 어떠한 색도 띠지 않는 무채색을 의미한다. CIE LAB에서 두색의 차이 색차는  $d = \sqrt{\Delta L^2 + \Delta a^2 + \Delta b^2}$  로 정의된다. CIE LAB 색상 모델은 장치 의존적 색상 모델과는 반대로 하드웨어에 관계없이 자유로운 표현이 가능하며 인지되는 색감과 비슷하게 색을 표현할 수 있다.

팔레트의 성능은 원본 이미지의 색상을 얼마나 잘 표현했는지를 보여주는 척도인 평균 색차(Mean Color Distance: MCD)로 측정한다.  $k$  번째 화소의 원본 이미지 색상  $c_0$  가 가장 가까운 팔레트의 색상  $c_r$  으로 대체되었을 때 원본 색상과 대체된 색상 간에 발생하는 색상 차이를  $d_k(c_0, c_r)$  로 정의하고 평균 색차  $\bar{d}$  는

$$\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n d_k(c_0, c_r)$$

로 정의한다.

3.1 기초 색상 추출

픽셀 기반 색상 그룹핑은 색상 양자화 과정과 비슷하게 색상 모델에서 각 색축을 여러 개의 구간으로 나누어 색의 분해능을 조절한다. 구간을 몇 개로 나누느냐에 따라 기초 색상 수가 결정되고 최종 팔레트의 색상 추출에 영향을 미친다. 구간을 많이 나누면 그룹핑된 효과를 크게 기대할 수 없고 반대로 구간을 적게 나누면 작품의 색 공간을 왜곡 시켜 섬세한 팔레트의 추출을 방해한다.

그림 8은 고희의 대표 작품 영상 10개를 대상으로 나눈 구간의 수를 변화시킬 때, 최종 추출된 팔레트의 성능을 평균 색차로 측정한 결과이다. 각 색 축을 편의상 4, 8, 16, 32개의 구간으로 나누어 기초 색상을 각각 추출하고, 각 경우에 대해 최대 팔레트의 색상 수를 단계적으로 증가시킬 때 발생하는 평균 색차의 변화를 표시하였다. 그림에서 알 수 있듯이 팔레트 색상수를 고정시킬 때 두 모델에서 모두 구간의 개수를 증가시키면 평균 색차가 줄어든다. 그러나 16을 넘어서면서부터 그 효과가 거의 나타나지 않는다. 이것을 토대로 적정 구간의 개수를 16으로 설정하면 총 4096개의 기초 색상을 얻을 수 있다.

영역 분할에 의한 기초 색상 추출은 한 이미지에서 유사한 색상을 가지는 영역들로 분할해 주는 평균이동 영역분할을 통해 이루어진다. 이 방법은 세 개의 파라미터( $h_s$ ,  $h_r$ ,  $M$ )를 가지고 있고 이 파라미터들의 설정에 따라 분할된 영역의 개수와 범위가 달라진다. 표 1은 그림 8에서 사용된 영상을 대상으로 영역 분할을 실행하였을 때 각 파라미터 값에 대해 평균적으로 얻어진 영역의 개수를 표시하고 있다. 픽셀 기반과 기초 색상의 수를 비슷하게 하기 위해 대략 평균 4천 개의 영역으로 나누는 파라미터 값  $h_s=8$ ,  $h_r=5$ ,  $M=20$ 일 때를 기준으로 팔레트 추출 실험을 진행한다.

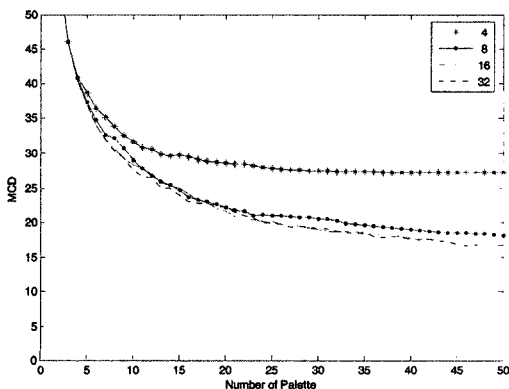
표 1 평균 이동 영역분할에서 각 파라미터 값에 대한 결과

hs	hr	M	분할 영역 수
8	5	20	4177
8	5	10	8307
8	10	20	1638
8	10	10	2867
4	5	20	6484

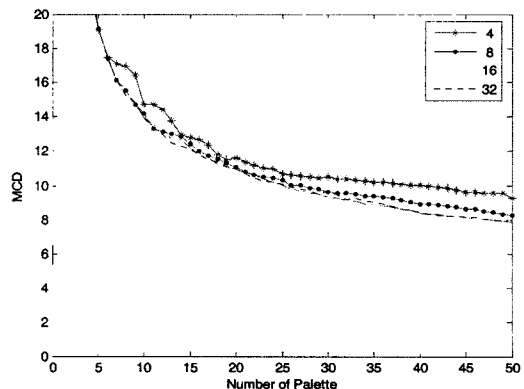
3.2 팔레트 추출

팔레트는 대표 색상의 개수를 지정하거나 평균 색차의 허용 오차에 대한 임계값을 주는 두 가지 방법을 통해 얻을 수 있다. 색상 개수를 지정하는 방법은 정해진 수만큼 분할 될 때까지 오차가 최소가 되도록 클러스터링 한다. 임계값을 지정하는 방법은 평균 색차가 허용 오차에 이내로 될 때까지 팔레트의 개수를 증가시키는 방법으로, 클러스터링의 반복 수행을 통해 팔레트 색상을 하나씩 증가시키고 이때 얻어진 색상에 대해 군집내의 평균 색차가 임계값 이하로 떨어지면 그 때까지 얻어진 색상 집합을 최종 팔레트로 정한다.

그림 9는 기초 색상 설정 방법을 달리했을 때 각 색상 모델에서 얻어진 팔레트를 나타내었다. 그림에서 팔레트를 구성하는 각 색상의 RGB값에 의해 구의 위치가 결정되며, 구의 색상은 팔레트 색상, 크기는 사용 빈도를 나타낸다. CIE LAB 모델에서 얻어진 팔레트는 RGB 모델과의 비교를 위해서 [15]에서 제시된 선형 변환을 통해 RGB 모델로 변환하여 표시하였다. 그림은 앞서 이용한 고희의 대표 작품 영상 10개를 사용하였다. 기초 색상 설정 방법과 색상모델에 따라 색상의 위치나 클러스터의 크기에 약간의 차이가 있으나, 전체적으로 유사한 분포를 보임을 알 수 있다.

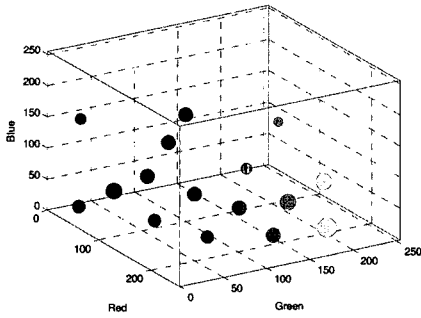


(a) RGB 색상 모델

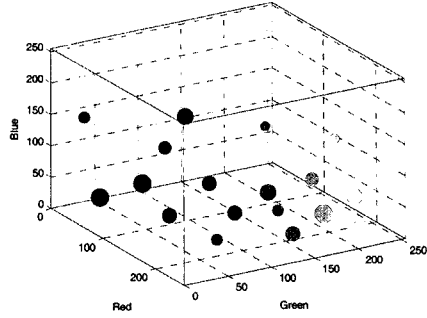


(b) CIE LAB 색상 모델

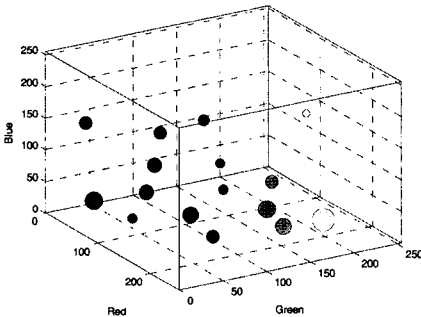
그림 8 구간의 개수에 따른 평균 색차의 변화



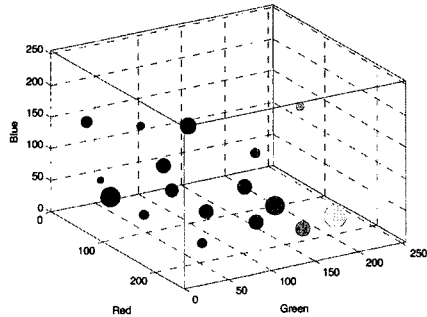
(a) 고희 - 픽셀 기반 (RGB)



(b) 고희 - 영역 분할 (RGB)



(c) 고희 - 픽셀 기반 (CIE LAB)



(d) 고희 - 영역 분할 (CIE LAB)

그림 9 기초 색상 설정 방법에 따른 팔레트 추출 결과

그림 10은 여러 화가 또는 한 화가의 다른 작품기의 회화들로부터 얻은 팔레트이다. 화가별 또는 시대별로 대표되는 회화 영상 10개에 대하여 색상 수를 20개로 제한하여 추출하였다. 그림과 같이 각 화가별로 색상의 종류, 색상의 분포와 사용 빈도에 있어서 차이를 보이는 것을 알 수 있다. 피카소의 청색 시대의 경우에는 파랑색과 청록색 계통으로 색상의 분포가 집중되어있는데 비하여 고희나 마티스의 경우에는 다양한 색상들이 넓게 골고루 분포하고 있음을 볼 수 있다.

그림 11은 CIE LAB 모델을 사용하여 팔레트의 허용 색상수를 단계적으로 증가시킬 때 얻어지는 평균 색차의 변화를 나타내었다. 각 화가나 화가의 시대별로 평균 색차의 값의 범위는 다르지만 공통적으로 팔레트 색상수를 증가시키면 처음에는 평균 색차가 크게 감소하지만 일정 수를 넘어서면 감소폭이 상대적으로 줄어들음을 알 수 있다. 이런 현상은 RGB 모델에 적용했을 경우와 색상 그룹핑의 방법을 달리했을 경우에도 유사한 결과를 얻었다.

평균 색차 값의 범위가 작은 것은 상대적으로 작은 수의 색상으로도 원본에 가깝게 표현할 수 있다는 것을 의미하고 평균 색차 값의 범위가 큰 것은 값의 범위가 작은 것에 비해 많은 수의 색상이 쓰였음을 나타낸다. 20을 전후한 색상 수에서 색차의 감소폭이 많이 줄어드

는 점으로 미루어 화가에 따라 차이는 있지만 대개 20 가지 정도의 색상이 회화에 주로 사용됨을 알 수 있다.

그림 12는 CIE LAB 색상 모델에서 클러스터링 오차의 임계값을 11.5 로 설정하였을 때 추출된 팔레트를 보여주고 있다. 그림과 같이 전체적 색감이 특정 색 공간에 치우친 모네의 수련 작품, 피카소의 청색시대, 피카소의 장밋빛 시대의 작품들은 상대적으로 적은 수의 색상으로 그려진 것임을 알 수 있다. 반면 피카소의 니그로 시대, 고희, 마티스처럼 많은 색상을 사용하였던 작품들에서는 팔레트의 색공간이 커지는 것을 확인할 수 있다. 색상수를 고정하는 것 보다 임계값을 사용하여 팔레트를 추출하면 화가들이 사용하는 주요 색상 수에 대한 정보를 추가로 알려주기 때문에 화가별 차이를 보다 선명하게 보여줄 수 있다. 그러나 그림 2처럼 사용하는 색 공간의 크기가 작으면 상대적으로 작은 색상 수만 추출되므로 팔레트를 섬세하게 낼 수 없는 단점이 있다.

#### 4. 팔레트의 이용

##### 4.1 팔레트에 의한 화가 분류

팔레트 간의 유사도는 색 공간 내에서 한 팔레트가 비교 대상 팔레트에 대해 가지는 거리를 측정함으로써 얻을 수 있다. 비교하고자 하는 팔레트의 각 색상을 비교 대상 팔레트의 색상 중에서 가장 가까운 색상에 대

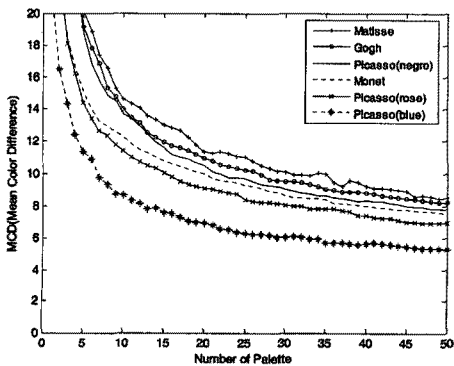
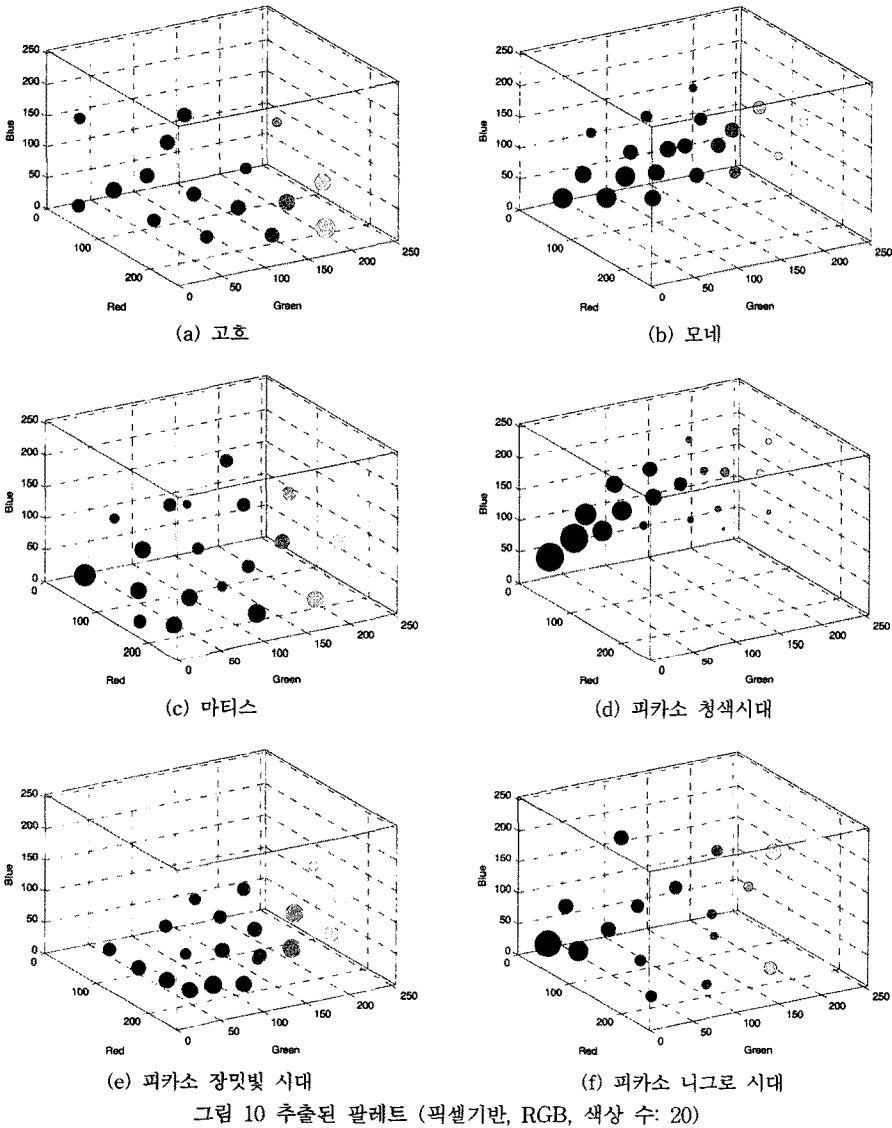


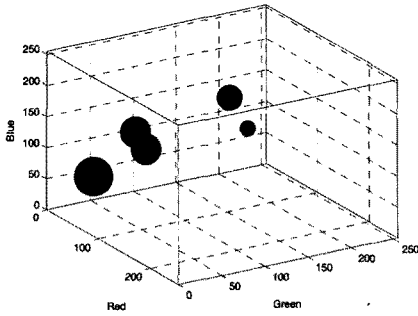
그림 11 팔레트 개수에 따른 평균 색차의 변화 (CIE LAB)

용시켜 그 색상의 차이의 합으로 팔레트 간의 거리를 측정할 수 있다. 그러나 비교 팔레트 간의 색상 개수가 서로 다를 수 있고, 같은 개수의 색상을 가졌다하더라도 가장 가까운 색상으로 대응시킬 때 항상 일대일 대응이 일어나지 않는다. 또한 팔레트 구성 색상을 이루는 색 공간 내의 클러스터 크기가 서로 다르므로, 이에 대한 각 색상의 가중치의 고려도 필요하다.

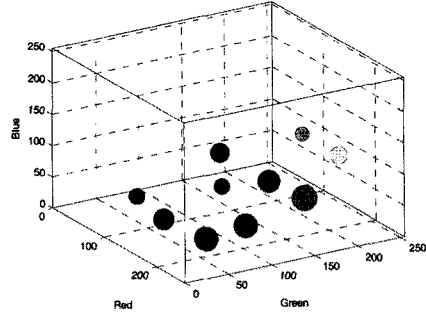
각각  $m, n$ 개의 색상을 가지는 두 팔레트  $s$ 와  $t$ 가 있을 때, 팔레트  $s$ 가 가지는  $t$ 에 대한 팔레트 거리  $p_{s \rightarrow t}$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$p_{s \rightarrow t} = \sum_{i=1}^m g_i \min\{d(s_i, t_0), d(s_i, t_1), \dots, d(s_i, t_n)\}$$

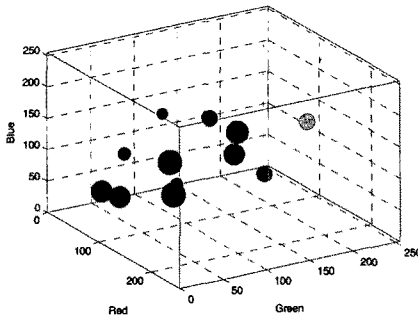




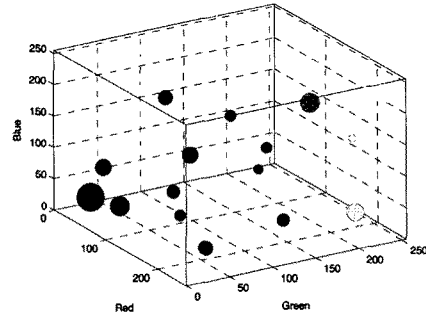
(a) 피카소 청색시대 (색상 수: 5)



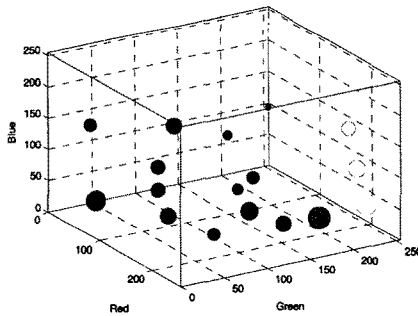
(b) 피카소 장밋빛시대 (색상 수: 10)



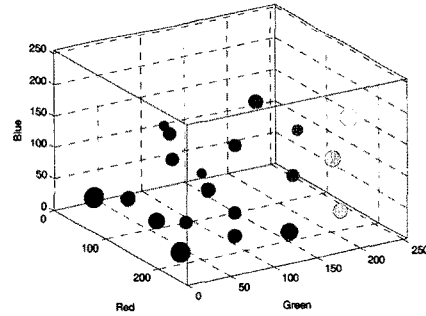
(c) 모네 (색상 수: 12)



(d) 피카소 니그로시대 (색상 수: 16)



(e) 고희 (색상 수: 18)



(f) 마티스 (색상 수: 20)

그림 12 추출된 팔레트 (그룹핑: 픽셀기반, 색상모델: CIE LAB, MCD=11.5)

여기서  $s_i$ 는 비교하고자 하는 팔레트의  $i$ 번째 색상을,  $t_j$ 는 비교 대상 팔레트의  $j$ 번째 색상을,  $g_i$ 는  $s_i$ 의 가중치이며,  $d(s_i, t_j)$ 는 색 모델에 의해 정해지는  $s_i$ 와  $t_j$  사이의 색차이다. 색차는  $s$ 의 각각 구성 색상에 대해  $t$ 의 색상 중에서 가장 가까운 곳에 있는 색상 간의 색 공간 내의 거리로 얻어지므로 비교 팔레트 쌍의 순서가 바뀌면 다른 값을 가진다. 또한 한 팔레트가 대상 팔레트에 비교될 때 반드시 대상 팔레트와 일대일 대응이 일어나지 않으므로 대상 팔레트의 각 색상은 균등한 색 공간 내의 대표 점으로 본다. 따라서  $p_{s \rightarrow t}$ 는 두 팔레트의 가중치를 모두 반영하지 않았기 때문에 팔레트의 색차를

측정할 수 있는 절대적인 척도는 아니다. 그러나 이것은 한 팔레트의 각 색상 기여도를 고려한 기준 팔레트의 색 공간에 대한 거리의 평균을 의미하므로 상대적인 팔레트간의 비교는 가능하다.

추출한 팔레트가 화가 또는 화가의 한 작품을 대표하는 색감을 대표할 수 있는지 알아보기 위해 [10]과 유사한 화가 분류에 대한 실험을 진행하였다. 한 화가(또는 화가의 특정 작품)에 대한 여러 대표 작품들로부터 제안된 방법으로 팔레트를 추출하여 그 화가의 기초 팔레트 데이터를 얻고, 여러 화가들로부터 얻어진 팔레트 데이터로부터 화가 분류를 위한 팔레트 템플레트를 구성한다. 그런 다음 회화 영상이 입력되면 이것으로

표 2 추출한 팔레트를 이용한 화가 분류 결과

(a) RGB, 색상 수:20

회화 \ 팔레트	성공률 (%)	고흐	모네	마티스	청색시대	장밋빛시대	니그로시대
고흐	60	6	1	1	0	0	2
모네	80	0	8	1	1	0	0
마티스	30	2	0	3	0	3	2
청색시대	50	0	5	0	5	0	0
장밋빛시대	80	0	0	1	0	8	1
니그로시대	90	1	0	0	0	0	9

(b) CIE LAB, 색상 수:20

회화 \ 팔레트	성공률 (%)	고흐	모네	마티스	청색시대	장밋빛시대	니그로시대
고흐	40	4	0	2	0	1	3
모네	80	0	8	0	2	0	0
마티스	40	2	0	4	0	3	1
청색시대	60	0	3	1	6	0	0
장밋빛시대	80	1	0	1	0	8	0
니그로시대	80	1	0	1	0	0	8

부터 팔레트를 추출하고 이 팔레트에 대해 템플레이트의 각 화가별 팔레트와의 팔레트 거리를 측정하여 거리가 최소가 되는 팔레트의 화가를 입력된 작품의 화가로 분류하였다.

표 2는 각 색상 모델에 대한 실험 결과를 보여주고 있다. 이 실험에서는 그림 10의 실험과 동일한 조건을 사용하여 팔레트 템플레이트를 구성하였으며, 화가 분류를 위한 입력은 화가별로 팔레트 추출에 사용되지 않은 작품 10개씩을 사용하였다. 화가 분류 성공률은 무작위 추출 확률 1/6(16.7%)보다는 모두 높으며 80% 이상의 화가 분류 정확도를 보여주는 경우도 있었다. 색상 모델에 따라 잘못 인식되는 영역에 있어서 약간의 차이가 있으나 인식율은 전체적으로 큰 차이는 보이지 않았다.

화가를 잘못 분류하는 경우는 템플레이트 팔레트 간의 거리의 차이에 따라 다른 비율로 발생하였다. 표 3은 CIE LAB모델을 사용할 때 얻어진 각 화가별 템플레이트 팔레트 간의 거리를 측정한 것이다. 고흐의 경우에는 피카소의 니그로 시대에 대해서 최소를, 피카소의 청색 시대에 대해서 최대의 팔레트 거리를 가진다. 즉 고흐의

작품에 대한 색감은 피카소의 니그로 시대와는 비슷하고 피카소의 장밋빛 시대와는 달라 구별이 쉽다는 것을 의미하는데, 표 2(b)에서와 같이 고흐의 작품은 피카소의 니그로 시대의 것으로 잘못 인식되는 경우가 많이 발생하는 반면 청색 시대에 대해서는 거의 오류가 없음을 확인할 수 있다.

하지만 팔레트 거리의 특징에 따라 비교하는 팔레트의 순서가 다르면 다른 결과가 나올 수 있다. 피카소의 청색 시대 작품들이 모네로 잘못 분류되는 것이 많지만 모네의 작품들은 청색 시대로 잘못 분류되는 경우가 상대적으로 적게 발생한다. 즉, 팔레트 간의 거리 측정이 색 공간 내의 상대적 공유 영역의 크기를 의미하기 때문에 한 쪽이 다른 한 쪽에 포함되더라도 그 역은 성립하지 않음을 보여주는 것을 알 수 있다. 다른 화가의 경우에도 이와 비슷하게 발생함을 확인할 수 있다.

실험 결과는 제안된 방법에 의해 추출된 팔레트는 제한된 범위이긴 하지만 특정 화가의 색감을 대표할 수 있는 특징을 표현 할 수 있는 것을 알 수 있다. 또한 이를 통해 얻어진 팔레트는 완벽하지는 않지만, 화풍을 표

표 3 추출된 팔레트 간의 유사도 (CIE LAB)

입력 \ 대상	고흐	모네	마티스	피카소 청색시대	피카소 장밋빛시대	피카소 니그로시대
고흐	0	19.93	13.72	27.85	18.60	13.10
모네	12.98	0	12.99	13.78	18.30	12.24
마티스	14.57	21.74	0	29.40	15.82	14.48
피카소 청색시대	14.89	11.88	14.57	0	25.14	15.99
피카소 장밋빛시대	14.46	26.50	13.11	34.59	0	16.34
피카소 니그로시대	13.93	18.72	15.22	26.18	21.81	0

현할 수 있는 객관적이고 연산 가능한 한 척도로 사용될 수 있는 가능성을 보여준다.

4.2 비사실적 렌더링에의 적용

추출한 팔레트는 화가나 작품을 대표하는 색감의 표현 수단 이외에도 컴퓨터 그래픽스의 한 도구로 사용 가능한데, 팔레트 정보를 이용해서 실사 영상을 특정 화풍이나 작품의 분위기로 색채를 변형시켜 기준이 되는 작품의 색감이 표현되도록 할 수 있다[16,17]. 이 실험에서는 원하는 색감을 얻기 위해 기준이 되는 작품으로부터 팔레트를 추출하고 실사 영상의 각 화소의 색을 팔레트 색상 가운데서 가장 가까운 색으로 대치시켜 원래의 작품의 색감이 실사 영상으로 옮겨지는지의 여부를 확인한다. 팔레트를 추출을 한 개 또는 여러 개의 회화 영상에 대해 적용하는 경우로 나누어 실험을 진행하였다. 전자는 특정 작품의 색감을 직접적으로 옮길 수 있으며, 후자는 여러 작품을 통해 공통적으로 나타나는 한 화가의 일반적인 색감을 얻을 수 있다.

그림 13은 팔레트를 적용시키기에 앞서 팔레트 적용의 효과를 보다 잘 나타내게 하고 회화적인 이미지를 주기위해서 실사 영상을 영역 분할하고 각 분할된 영역의 대표 색상으로 나타낸 결과이다. 그림 14는 추출된

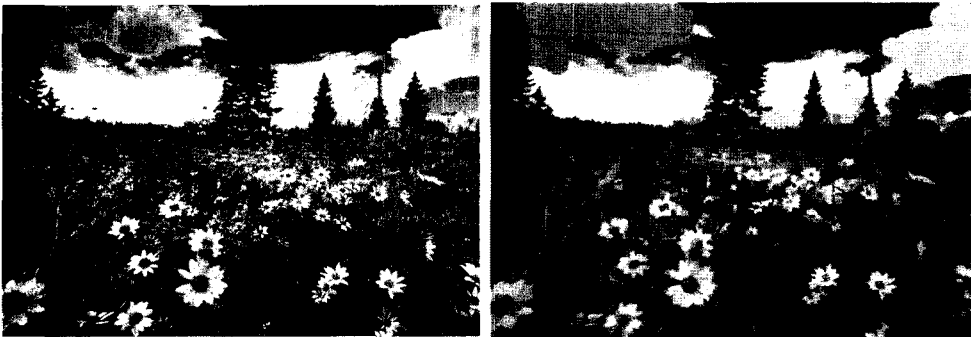
팔레트를 이용해 그림 13(b)를 변환시킨 그림이다. 그림 13(a)는 모네의 수련의 작품들을 대상으로 얻은 그림 10의 (b) 팔레트를 사용한 결과이며 (b)는 피카소의 장밋빛 시대 작품들을 대상으로 얻은 그림 11의 (b) 팔레트를 사용한 결과이다.

그림 15는 특정 회화 작품에서 팔레트를 추출하여 이미지를 변환한 결과로서, (a), (c), (e), (g)는 팔레트를 추출 대상이 되는 회화 작품이고 (b), (d), (f), (h)는 각각 대응되는 기준 작품으로부터 추출된 팔레트를 이용해서 변환된 결과이다. (a)와 (c)는 RGB 모델에서 고정된 20개의 팔레트 추출 방법을 (e)와 (g)는 CIE LAB 모델에서 임계값 설정에 의한 얻어진 팔레트 추출법을 각각 사용하였다.

여러 실험 결과를 볼 때, 제안하는 방법을 통해 얻어진 팔레트를 이용하여 색채 변환을 시도했을 경우, 실사 영상을 목적하고자 하는 회화 작품에서 느낄 수 있는 색감으로 변환이 가능함을 알 수 있다.

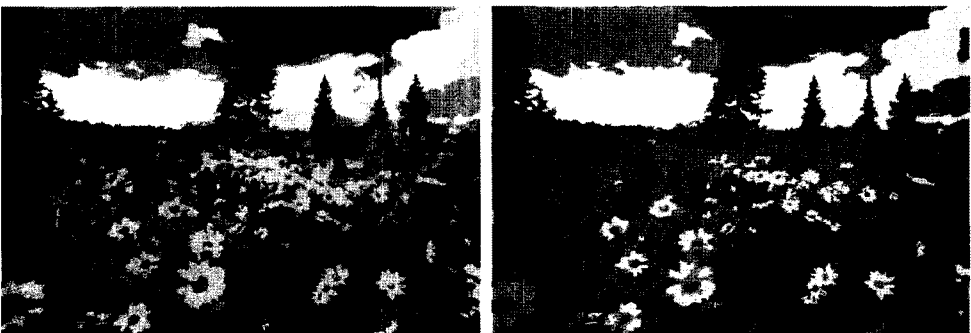
5. 결론

회화 작품을 완성할 때 화가에 따라 사용하는 색상이 몇 가지로 제한되어 있고 화가에 따라 회화의 색감이



(a) 원본 사진 (b) 영역 분할 후

그림 13 실사 영상 이미지 세그멘테이션



(a) 모네 (b) 피카소 장밋빛 시대

그림 14 화가나 시대별로 추출한 팔레트를 이용한 실사 영상 변환

색상 그룹핑과 클러스터링을 이용한 회화 작품의 자동 팔레트 추출



(a)



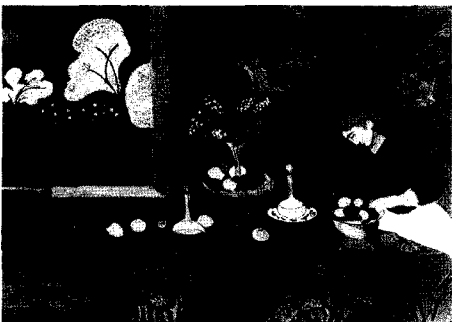
(b)



(c)



(d)



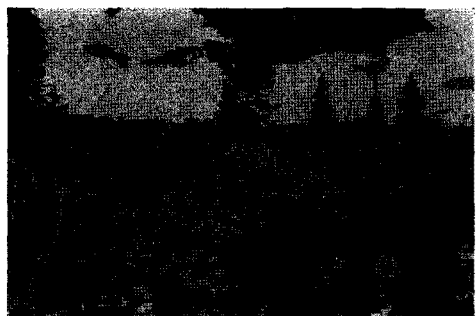
(e)



(f)



(g)



(h)

(a),(c),(e),(g): 기준 회화 작품

(b),(d),(f),(h): 변환 결과

그림 15 기준 회화 작품에서 추출한 팔레트 의해 변환된 영상

다른 점에 착안하여 화풍을 표현하기 위한 한 방법으로 팔레트 모델을 제시하였다. 회화 작품을 표현할 수 있는 주요 색상의 집합을 팔레트로 정의하고 사람의 색감 인지 방식의 특징과 회화 작품에 대해 허용되는 색감 차이를 반영하기 위해 색상 그룹핑과 주요 색상 추출의 두 단계를 거쳐 팔레트가 얻어지는 방법을 고안하였다.

제한한 방법에 따라 몇 명의 유명 화가의 작품을 대상으로 추출된 팔레트를 도식화하여 화가별 색감의 차이를 직접 확인하였으며, 화가 분류 실험을 통해 제안된 방법으로 얻어진 팔레트가 색상에 관한 화풍을 분석하는 한 가지 척도로 사용될 수 있는 가능성을 확인하였다. 또한 실사 영상의 색채 변환 실험을 통해 팔레트가 그래픽 응용에 적용될 수 있는 도구로 사용 가능함도 확인하였다. 하지만 팔레트의 성능을 평가하기 위해 실험에서 사용된 평균 색차와 팔레트 거리는 상대적인 비교에서는 사용이 용이하지만 절대적인 척도로서 미흡한 점이 많으며, 객관적인 기준이 되기 위해서는 많은 개선이 필요하다.

본 논문에서 제시된 팔레트 추출 모델은 객관적이고 연산 가능한 형태로 화풍을 기술하려는 시도로 그 의미를 부여할 수 있다. 앞으로 회화의 다른 구성 요소와 이를 통합하여 종합적이고 객관적인 화풍 기술에 대한 연구가 필요하다.

### 참고 문헌

- [1] B. J. Meier, A. M. Spalter and D. B. Karelitz, "Interactive color palette tools," *Computer Graphics and Applications*, IEEE, Vol.24, No.3, pp. 64-72, 2004.
- [2] J. Delon, A. Desolnueux, J.L. Lisani, A.B. Petro, "Automatic color palette," *IEEE International Conference on Image Processing*, Vol.2, pp. 706-709, 2005.
- [3] N. Masuda, K. Yamamoto, K. Kato, H. Tanahashi, "A method of style discrimination of oil painting based on 3D range data," *Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, pp. 325-330, 2001.
- [4] T. Terai, S. Mizuno, M. Okada, "Color decomposition of overlapped watercolors," *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, Vol.2, pp. 919-922, 2004.
- [5] M.T. Orchard, C.A. Bouman, "Color Quantization of Images," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol.39, No.12, pp. 2677-2690, 1991.
- [6] N. Chaddha, W.C. Tan, T.H.Y. Meng, "Color Quantization of Images Based on Human Vision Perception," *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol.5, pp. 89-92, 1994.
- [7] Z. Xiang, "Color Image Quantization by Minimizing the Maximum Intercluster Distance," *ACM Transaction on Graphics*, Vol.16, No.3, pp. 260-276, 1997.
- [8] E. Roytman, C. Gotsman, "Dynamic Color Quantization of Video Sequences," *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol.1, No.3, pp. 274-286, 1995.
- [9] Y. Gong, G. Proietti, C. Faloutsos, "Image Indexing and Retrieval Based on Human Perceptual Color Clustering," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 578-583, 1998.
- [10] N. Ohta, A.R. Robertson, *Colorimetry: Fundamentals and Applications*, Wiley, 2005.
- [11] Y. Cheng, "Mean shift, mode seeking, and clustering," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.17, No.8, pp. 790-799, 1995.
- [12] D. Comaniciu, P. Meer, "Mean Shift: a Robust Approach toward Feature Space Analysis," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.24, No.5, pp. 603-619, 2002.
- [13] K.J. Yoon, I.S. Kweon, "Human perception based color image quantization," *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, Vol.1, pp. 664-667, 2004.
- [14] R. Duda, P. Hart and D. Stroke, *Pattern Classification*, 2nd Ed. Wiley, 2001.
- [15] E. Reinhard, M. Ashikhmin, B. Gooch, P. Shirley, "Color transfer between images," *IEEE Computer Graphics and Application*, Vol.21, No.5, pp. 34-41, 2001.
- [16] M. Grundland, N.A. Dodgson, "Color Search and Replace," *Computational Aesthetics in Graphics 2005*, pp. 100-109, 2005.
- [17] G. Greenfield, D. House, "Palette-driven Approach to Image Color Transfer," *Computational Aesthetics in Graphics, Visualization and Imaging*, pp. 91-99, 2005.



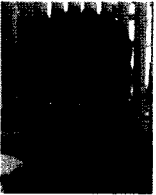
이 익 기

2006년 8월 중앙대학교 컴퓨터공학과 졸업(학사). 2008년 2월 중앙대학교 컴퓨터공학과 졸업(석사). 관심분야는 패턴인식, 데이터마이닝, 이미지 프로세싱



이 창 하

1995년 서울대학교 계산통계학과(학사)  
 1997년 서울대학교 계산통계학과(석사)  
 2005년 미국 University of Maryland  
 컴퓨터과학과(박사). 2005년~2007년 미  
 국 NCA Medical Simulation Center  
 연구원. 2007년~현재 중앙대학교 컴퓨  
 터공학부 조교수. 관심분야는 컴퓨터 그래픽스, 가상현실



박 재 화

1989년 한양대학교 전자공학과 졸업(학  
 사). 1991년 한양대학교 대학원 전자공학  
 과(석사). 2000년 Electrical Eng. State  
 Univ. of New York at Buffalo (Ph.D.).  
 1995년~2000년 Research Scientist CE-  
 DAR SUNY at Buffalo. 2001년~2003  
 년 Software Engineer Motorola Inc. 2003년~현재 중앙  
 대학교 공과대학 컴퓨터공학부 부교수. 관심분야는 패턴인  
 식, 휴먼인터페이스 등