

컬러패턴분류를 위한 히스토그램 매칭기법

박 영 민[†] · 윤 영 우^{††}

요 약

패턴인식은 주위 환경을 관찰하는 방법, 배경으로부터 관심있는 패턴을 구분하는 방법, 소리를 얻는 방법, 그리고 패턴 범주들 중에서 타당한 결정을 얻는 방법에 관한 연구이다. 패턴인식 시스템을 설계할 때 필수적으로 1) 데이터의 획득과 전처리, 2) 데이터의 표현, 3) 결정방법 선택과 같은 세 가지 사항을 고려해야한다. 그 이유는 영상을 획득하기 위한 센서의 선택, 전처리 기법, 표현 기법, 의사결정 모델에 따라 인식의 결과가 달라질 수 있기 때문이다. 컬러영상은 다양한 컬러 패턴으로 구성된다. 대부분의 패턴인식 방법은 혼련되어진 컬러정보를 사용하여 컬러의 특징을 추출한다. 본 논문은 몇 가지 제한된 컬러를 가진 영상으로부터 특정한 컬러 패턴을 적용적으로 추출한다. 컬러 패턴의 수가 한정되어 있기 때문에 영상에서 컬러의 분포가 유사하다. 그러나, 영상에 잡음이나 열화가 존재하면, 그 분포가 변화한다. 그러므로 이미 알고 있는 컬러정보를 가지고 특정한 컬러의 특징을 추출할 수 없다. 그래서 본 논문에서는 유사한 컬러 패턴을 가진 영상에 대하여 특정한 컬러의 특징을 적용적으로 추출함으로써 인식의 오류를 감소시킬 수 있는 새로운 방법을 제안한다. 제안한 방법을 실험하기 위하여 열화가 적은 표본영상을 사용하고, 잡음과 열화가 포함된 여섯 가지의 검사영상을 사용한다. 결론적으로 제안한 방법이 통계적인 패턴인식의 결과보다 정확한 결과를 보여준다.

키워드 : 영역분할, 특징추출, 컬러분할, 패턴분류

A Histogram Matching Scheme for Color Pattern Classification

Young-Min Park[†] · Young-Woo Yoon^{††}

ABSTRACT

Pattern recognition is the study of how machines can observe the environment, learn to distinguish patterns of interest from their background, and make sound and reasonable decisions about the categories of the patterns. Color image consists of various color patterns. And most pattern recognition methods use the information of color which has been trained and extract the feature of the color. This thesis extracts adaptively specific color feature from images with several limited colors. Because the number of the color patterns is limited, the distribution of the color in the image is similar. But, when there are some noises and distortions in the image, its distribution can be various. Therefore we cannot extract specific color regions in the standard image that is well expressed in special color patterns to extract, and special color regions of the image to test. We suggest new method to reduce the error of recognition by extracting the specific color feature adaptively for images with the low distortion, and six test images with some degree of noises and distortion. We consequently found that proposed method shows more accurate results than those of statistical pattern recognition.

Key Words : Region Segmentation, Feature Extraction, Color Segmentation, Pattern Classification

1. 서 론

Watanabe는 '패턴'이라는 것을 "혼돈의 반대되는 개념으로서 이름을 부여할 수 있는 모호하게 정의된 객체"라고 정의하고 있다[1]. 2차원 영상 데이터의 특징패턴을 선택하여 특정한 범주에 속하는 영역을 추출하는 것을 특징영역 추출이라고 하며 이것은 패턴인식의 문제라고 볼 수 있다. 특징패턴을 이용한 목표물 추적, 주행표식 인식, 자동차 번호판

의 인식, 얼굴 인식, 표정 인식과 사람의 피부색 인식 분야에도 많은 연구가 진행되어 왔다[2].

패턴인식의 과정은 크게 두 가지 경우로 나눌 수 있다. 첫 번째는 입력 패턴을 평가 함수에 의해 미리 정의된 부류(class)의 일부로 인식하는 지도(supervised)에 의한 인식기법이며, 두 번째는 패턴을 지금까지 알려지지 않은 부류에 할당하는 클러스터링과 같은 자율적(unsupervised) 인식기법이다. 패턴인식의 문제는 분류화(classification) 또는 규범화(categorization) 과정으로 간주하여 패턴을 시스템 설계자에 의해 정의된 부류로 인식하거나 패턴의 유사성에 기초하여 학습을 통해 특정한 부류로 분류하는 과정으로 정의된다[2].

[†] 정 회 원 : 경운대학교 모바일공학과 조교수

^{††} 총신회원 : 영남대학교 전자정보학부 교수

논문접수 : 2006년 10월 13일, 심사완료 : 2006년 12월 7일

대부분의 패턴인식 시스템에서는 예제를 통해 학습하는 것을 중요한 속성으로 다루고 있다. 패턴인식에서 가장 잘 알려진 네 가지 기법으로 템플릿 매칭, 통계적 기법, 구문론적 기법, 그리고 신경망을 이용한 기법이 있다. 이러한 기법들은 서로 독립적이지는 않으며 때로는 서로 다른 기법들 속에 동일한 패턴인식방법이 존재하기도 하고 여러 가지 모델의 장점을 혼합한 혼합형 시스템도 있다[3].

컬러 영상은 컬러의 분포도가 다양하게 나타나기 때문에 기존의 패턴인식기법에서는 이미 훈련된 컬러에 관한 정보를 적용하여 관심의 대상이 되는 특정영역을 추출한다. 본 연구에서는 한정된 몇 가지의 컬러로 구성된 영상에 대하여, 표본영상을 임의로 선정하고 훈련에 의해 선택된 컬러 정보를 이용하여 특정한 컬러분포를 가진 특정영역을 영상의 컬러패턴의 분포에 따라 적용적으로 추출한다. 본 연구는 유사한 컬러분포를 가지는 영상들에 대해서 영상의 컬러분포에 적용적으로 특정영역을 추출함으로써 인식의 오류를 최소화하는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 인접하는 픽셀과의 상관관계를 이용하여 영상을 여러 개의 영역으로 분할하기 위한 워터셰드에 의한 영역분할방법, 그리고 특정영역을 추출하기 위한 여러 가지 기법들에 대하여 기술한다. III장에서는 컬러영상의 특징분포를 기반으로 한 특정영역의 적용적인 추출방법에 대해 기술하고, IV장에서 실험 및 고찰, 마지막으로 V장에서 결론과 향후연구에 관해 기술한다.

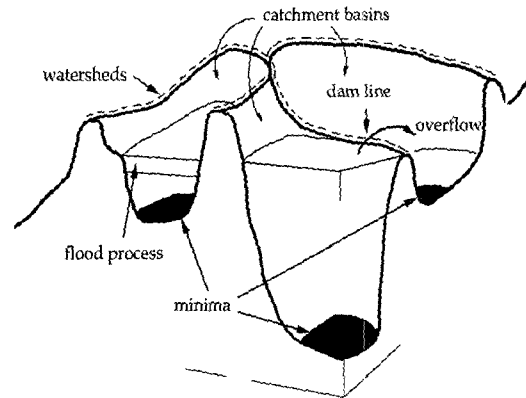
2. 관련 연구

2.1 영역 분할

2차원 컬러 영상은 컬러패턴의 특성에 따라 의미있는 작은 영역들의 집합체로 볼 수 있기 때문에 색상이 유사한 화소들을 병합하여 전체 영상을 작은 단위의 영역으로 분할하여 패턴을 분석하고 인식한다. 영역 분할은 영상을 겹쳐지지 않는 동질 영역들의 집합으로 나누는 기법이라 할 수 있다. 지형학적인 접근법을 이용한 워터셰드에 의한 영역 분할[4], 컬러의 정규화를 이용한 영역 분할[5], scale space를 이용한 컬러영역 분할[6], 그리고 인간의 시각을 이용한 컬러영상의 자동 영역 분할[7] 등 많은 영역 분할 기법들이 제안되었다. 그 중에서 단색의 경계를 얻을 수 있으면서 빠른 속도로 전체 영상을 분할할 수 있는 워터셰드를 이용한 영역 분할 기법이 가장 많이 사용된다.

이웃픽셀들과의 변화율을 기반으로 하는 경사 영상은 (그림 1)과 같이 화소 값에 따라 높낮이가 표현되는 지형학적 표면으로 간주될 수 있다. 따라서 일정 범위의 주위 화소와 비교해서 가장 낮은 값을 가진 화소를 최소점으로 정하고 물이 차오를 때 높이가 낮은 지역에서부터 범람하는 것과 같이 이 최소점으로부터 범람을 시작하여 영역을 분할한다.

범람에 의한 영역 분할 시 다른 최소점으로부터 흘러 들어오는 물의 침범을 막는 분수령선(watershed line)을 이용하여 서로 다른 지역으로 영상을 분할하는 것이 가능하다.



(그림 1) 워터셰드에 의한 영역분할

2.2 특징 영역의 추출 기법

특정 영역을 추출하기 위해 패턴인식에서 가장 잘 알려진 네 가지 기법으로 템플릿 매칭, 구문론적 접근방법, 신경망을 이용한 방법 그리고 통계적 접근방법이 있다[8].

템플릿 매칭에 의한 접근 방법은 추출하고자 하는 영역과 미리 학습에 의해 저장되어 있는 템플릿을 비교하고 유사도를 측정하여 특정영역을 추출하는 방법이다. 사전에 저장된 템플릿은 원래의 패턴뿐만 아니라 이동, 회전, 배율과 같은 가능한 모든 변형에 대한 정보를 가지며 상관도(correlation)와 같은 유사성 척도를 사용하여 최적화할 수 있다. 변형가능한 템플릿 모델[9], rubber sheet deformation[10] 등은 패턴의 변형을 쉽게 표현하기 어렵거나 직접 모델로 표현할 수 없을 경우에 대한 매칭 기법이다.

구문론적 접근방법은 특징간의 상호 관련성 또는 상호 연결성 정보와 같은 구조적 정보를 이용하는 방법이다. 이 방법은 간단한 부분 패턴으로 구성된 복잡한 패턴을 계층적으로 묘사한다. 복잡한 패턴을 수반하는 많은 인식 문제에 있어서, 패턴을 더 이상 분할할 수 없는 간단한 하부패턴의 집합체로 보고 계층적으로 접근하는 방법이다. 구문론적 기법을 적용하여 잡음이 많은 패턴을 분할하고자 할 때 이미 훈련된 데이터로부터 문법을 추론해야 하는 단점을 안고 있다. 이러한 문제를 극복하기 위하여 구문론적인 방법과 통계적인 패턴 인식을 통합하는 문법 특성의 개념을 적용한다[11].

신경망을 이용한 방법은 생물의 신경망적 계산 방식을 모델로 하고 있다. 신경망은 뉴런 또는 처리 요소에 해당하는 활성화 함수, 네트워크의 구조, 유니트간의 연결 형태와 강도를 적절하게 조정하는 학습 규칙 등에 따라 여러 가지 형태의 모델로 구분될 수 있다. 패턴인식에서 가장 일반적으로 사용하는 신경망은 feed-forward 네트워크이다. 이 네트워크는 다계층 perceptron과 Radial-Basis Function (RBF) 네트워크를 포함한 계층으로 구성하고 계층간에는 단일 방향으로만 연결되어 있다. 또 하나의 널리 알려진 네트워크는 Self-Organizing Map(SOM) 또는 Kohonen-Network으로 데이터 군집화와 특징 매핑에 주로 사용한다[12].

통계적 접근방법은 데이터에 대한 정확한 분포를 얻는다는 가정하에서, 입력 데이터로부터 추출된 특징값을 사용하

여 특정 벡터들을 여러 개의 범주중의 하나로 배정한다. 어떤 패턴을 d차원의 벡터로 표현하고, 미지의 패턴 $x = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ 가 c개의 부류 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$ 중에서 단 하나의 부류에만 속하고, 다른 범주에 할당되면 오류가 발생한다면 이 패턴들은 그들이 속하는 부류에 대하여 확률 밀도함수를 가진다. 부류 ω_i 에 속하는 패턴 벡터 x 는 조건 확률 함수 $p(x|\omega_i)$ 로 나타낼 수 있다. 오류(손실함수의 기대값)를 최소화하기 위한 최적의 베이즈 판별 규칙은 식 (1)이 최소가 되는 입력 패턴 x 를 선택하는 것이다.

$$R(w_i|x) = \sum_{j=1}^c L(w_i, w_j) \cdot P(w_j|x) \quad (식 1)$$

이때, $L(w_i, w_j)$ 는 w_j 가 실제 선택되어야 할 부류일 때 w_i 가 선택되는데 따르는 손실을 나타내고, $P(w_j|x)$ 는 사후확률을 나타낸다. 분류의 결과가 옳은가 옳지 않은가를 판별하기 위하여, 식 (2)와 같이 0과 1로 표현되는 손실함수를 사용하여 오분류의 조건 확률을 나타낸다.

$$L(w_i, w_j) = \begin{cases} 0, & i = j \\ 1, & i \neq j \end{cases} \quad (식 2)$$

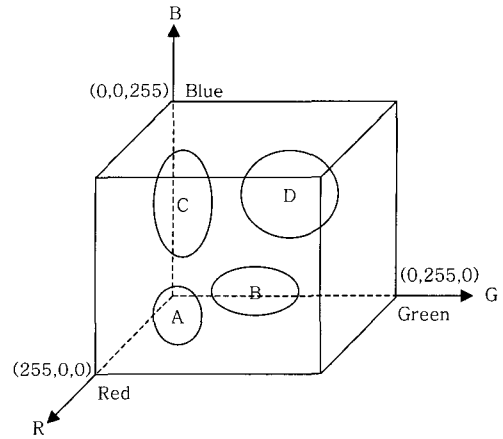
이러한 손실함수를 선택하는 베이즈 판별 규칙은 확률밀도함수와 사전확률에 의존하며 패턴을 분류할 때 판별함수에 의한 분석기법을 사용한다. 판별함수를 이용하는 방법으로 특징영역을 구분하는 선형함수를 구하여 결정 경계선을 선형함수의 해로 판별하는 방법과 평균자승오차를 사용하여 경계선을 구성하는 접근법이 있다[13].

3. 특징영역의 적응적 추출 방법

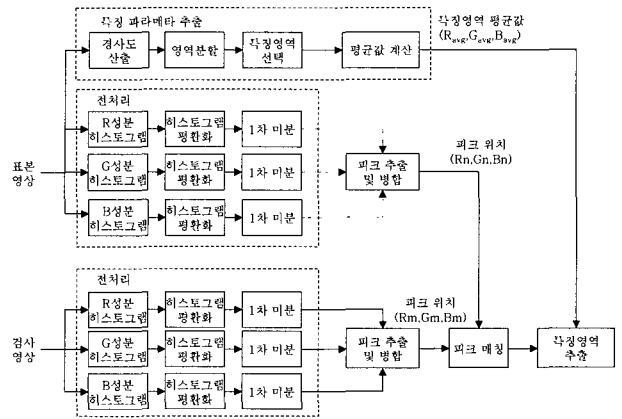
컬러영상은 컬러의 특징분포에 따라 여러개의 영역으로 나눌 수 있다. (그림 2)는 A영역, B영역, C영역 그리고 D영역으로 나눌 수 있는 컬러영상을 보여준다.

이 영역들은 영상의 특징에 따라 서로 분리되어 나타날 수도 있고, 일부 영역의 분포가 넓게 퍼져 있거나 아주 작은 영역으로 나타날 수도 있다. 때로는 몇 개의 영역이 겹쳐진 형태로 나타날 수도 있다. 이러한 3차원 RGB 공간에서 관심을 가지고 추출하고자 하는 특징영역을 A영역이라고 할 때, 영역분할과 특징영역 매칭을 통해 A영역을 다른 영역과 구분시켜 추출해 낼 수 있다면 2차원 컬러영상에서 관심의 대상이 되는 특징영역을 추출할 수 있다.

본 연구에서 제안하는 특징영역을 적응적으로 추출하는 과정은 (그림 3)과 같다. 유사한 컬러분포를 가진 영상들 중에서 임의의 영상을 선택하여 표본영상이라 정의한다. 전처리 과정에서 컬러성분(R,G,B)에 대한 각각의 히스토그램을 구하고, 히스토그램에 존재하는 잡음을 제거하기 위하여 히



(그림 2) 컬러영역의 3차원 분포



(그림 3) 적응적 특징영역 추출의 블록도

스토그램을 평활화시킨 후 히스토그램을 1차 미분한다. 전처리 과정의 결과를 기반으로 하여 표본영상의 히스토그램에 존재하는 피크를 추출하고 피크들의 상관관계에 따라 피크를 병합한다. 이 과정과 동시에 표본영상의 모든 픽셀에 대하여 이웃하는 픽셀들과의 경사도를 산출하고, 경사도가 급격하게 변하는 픽셀을 기준으로 영상을 여러 개의 영역으로 분할한다. 분할된 영역들 중에서 관심을 가지고 추출하고자 하는 컬러를 가진 영역을 선택하고, 선택된 영역에 속한 모든 픽셀에 대한 컬러성분의 평균값을 구한다. 표본영상에서 계산한 특징영역의 컬러성분에 대한 평균값($R_{avg}, G_{avg}, B_{avg}$)을 검사영상에서 특징영역을 추출하기 위한 파라미터로 제공한다. 히스토그램에서 추출한 피크들에 대한 컬러성분의 값(R_n, G_n, B_n)들은 검사영상의 피크들과 비교하기 위하여 사용한다. 이때 n은 표본영상에서 추출한 피크의 수를 나타낸다.

검사영상에 대하여 표본영상에서와 동일한 방법으로 전처리 과정을 수행하여 피크를 추출하고 병합한다. 검사영상에서는 특징영역을 적응적으로 추출하기 때문에 표본영상에서와 같이 특징영역을 선택하여 특징 파라미터를 추출하는 과

정은 필요로 하지 않는다. 검사영상에서 추출한 피크들의 컬러성분 값(R_m, G_m, B_m)과 표본영상에서 파라미터로 제공받은 피크들의 컬러성분 값(R_n, G_n, B_n)을 이용하여 피크들간의 상관관계에 따라 대응되는 피크들을 매칭시킨다. 이때 m 은 검사영상에서 추출한 피크의 수를 나타내며 m 과 n 은 같은 값을 가진다. 마지막으로, 특징영역 추출단계에서는 표본영상에서 제공된 피크에 대응하는 검사영상의 피크를 특징피크로 선정하고, 이 피크의 좌우 경계선 안에 해당하는 영역을 검사영상의 특징영역으로 추출한다. 이렇게 함으로써 표본영상에서 선택한 특징영역의 컬러분포와 가장 유사한 컬러분포를 가지는 영역을 검사영상에 대하여 적응적으로 추출할 수 있다.

3.1 표본영상의 특징영역 추출

표본영상에 대하여 전처리 과정을 수행하여 컬러영상을 구성하고 있는 컬러성분들의 영역들에 대한 피크를 추출하고, 추출하고자 하는 특징영역의 평균값을 계산한다.

3.1.1 전처리 과정

전처리 과정은 컬러를 구성하는 R, G, B 각 성분에 대하여 히스토그램을 구하고, 잡음을 제거하기 위한 평활화 단계를 거친후 1차 미분한다. 영상을 구성하는 컬러패턴의 수에 따라 히스토그램의 피크의 수가 결정된다.

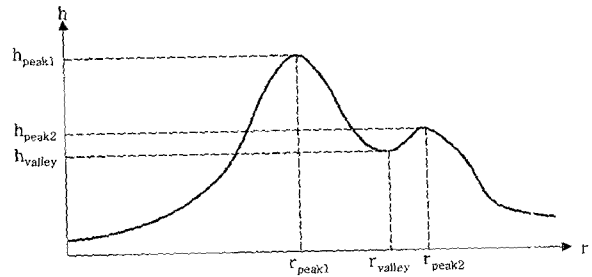
3.1.2 피크 추출 및 병합

1차 미분한 결과를 살펴보면 지역적 최대점을 갖는 피크와 피크사이의 골짜기에서 변화율이 0인 지점을 지나게 된다. 1차 미분한 값의 부호가 양(+)에서 음(-)으로 변화하는 경우에 해당하는 R성분 값을 피크로 정의할 수 있고, 반대로 음(-)에서 양(+)으로 변화하는 지점이 골짜기가 된다. 즉, 식 (3-1)을 만족하는 R성분 값 r_{peak} 를 히스토그램의 피크로 정의한다. 여기에서 α 는 피크가 될 수 있는 최소값을 정의하기 위한 비례상수이다.

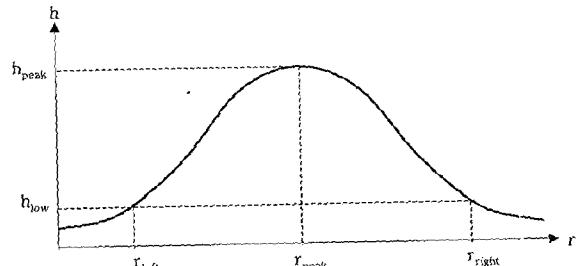
$$h'(r_{peak}-1) > 0 \text{ and } h'(r_{peak}+1) < 0 \text{ and } h_{peak} > h_{low}$$

$$h_{low} = \alpha \max \{h(r) | 0 \leq r < 256\}$$

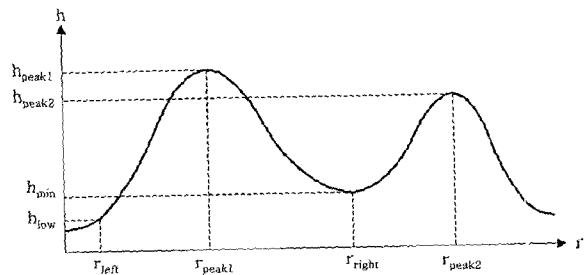
패턴의 빈도가 작게 나타나는 경우에는 특징영역을 추출하기가 어려우므로 주변의 큰 피크에 병합시켜 영상을 대표적인 몇 개의 컬러영역으로 표현하는 것이 적절하다. (그림 5)에서 피크와 골짜기의 빈도수에 대한 비율이 아주 작은 경우 즉, $h_{valley}/h_{peak1} > \beta$ 이거나 $h_{valley}/h_{peak2} > \beta$ 일 경우에 대하여, $h_{peak1} > h_{peak2}$ 이면 r_{peak1} 이 r_{peak2} 를 병합하고, $h_{peak1} \leq h_{peak2}$ 이면 r_{peak2} 가 r_{peak1} 을 병합한다. 이때, β 는 피크에 대한 골짜기의 최소비율을 나타내는 비례상수로서 실험에 의하여 높은 빈도수를 가지는 피크의 3분의 2가 되는 값을 사용한다.



(그림 4) 히스토그램에서의 피크의 병합



(a) 단일 피크일 경우



(b) 피크가 두 개 이상일 경우

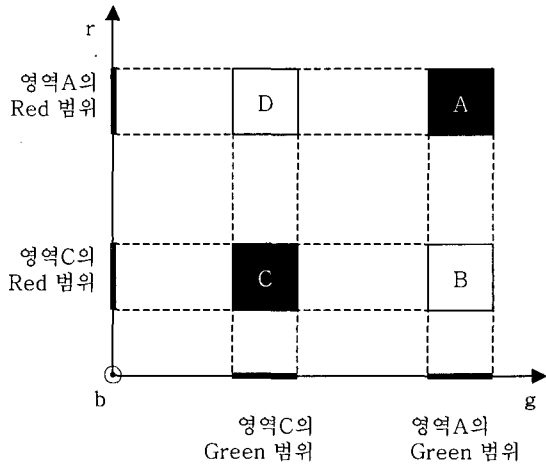
(그림 5) 피크의 범위

병합이 완료된 피크에 대하여 (그림 5)와 같이 컬러영역의 범위를 규정한다. (a)의 경우는 피크가 한 개 밖에 존재하지 않으므로 히스토그램의 최대 빈도수를 나타내는 h_{peak} 의 일정비율(약 0.2%)에 해당하는 값 h_{low} 를 정의한다. 히스토그램과 h_{low} 에 수평인 직선이 만나는 점을 r_{left} 와 r_{right} 라 정의하고 r_{left} 와 r_{right} 사이의 영역을 피크 r_{peak} 에 대한 컬러영역의 범위로 정의한다.

(b)와 같이 피크가 두 개 이상인 경우에서 히스토그램과 h_{low} 에 수평인 직선이 만나는 점은 r_{left} 에 대응하는 한 개의 점 밖에 존재하지 않는다. 식 3과 같이 두 개의 피크 사이에 존재하는 골짜기에 해당하는 빈도수를 h_{min} 으로 정의하고 피크에 대한 좌우 경계점의 하나로 수정하여 피크의 영역을 정의한다. $h(r)$ 은 영상의 픽셀들 중에서 컬러 성분 R의 값이 r인 픽셀의 수를 의미하고, R 성분값 r_{peak1} 이 속한 피크의 영역범위는 $range(r_{peak1})$ 으로 나타낸다.

$$h_{\min} = \min \{h(r)|r_{\text{peak1}} < r < r_{\text{peak2}}\}, r_{\text{left}} < \text{range}(r_{\text{peak1}}) < r_{\text{right}} \quad \text{ZZ} \quad \text{(식 3)}$$

히스토그램에서 피크 영역의 왼쪽 경계지점을 h_{low} 에 수평인 직선과 만나는 r_{left} 로 정의하고, 오른쪽 경계지점을 h_{min} 에 수평인 직선과 만나는 r_{right} 로 정의하여 히스토그램의 피크 r_{peak1} 의 영역을 r_{left} 와 r_{right} 사이의 값을 가지는 영역으로 정의한다. 이와 같은 방법을 적용하면 피크 r_{peak2} 의 왼쪽 경계지점은 r_{right} 가 된다.



(그림 6) 피크가 될 후보영역들의 관계

지금까지는 R, G, B 컬러 성분 각각에 대한 피크의 위치를 정의하였다. 추출한 히스토그램을 RG평면에 투영시켰을 때 피크의 위치는 (그림 6)과 같이 나타난다. 실제로 존재하는 A영역은 Red면에서 D영역과 동일한 영역에 투영되며, Green면에서도 B영역과 같은 영역에 투영된다. 즉 RG평면에서 실제로 존재하는 영역 A, C를 투영시키면 A, B, C 그리고 D영역이 실제로 존재하는 영역에 대한 후보가 된다.

영역 B와 D는 실제로 존재하지 않는 피크임에도 불구하고 투영정보에 의해 피크로 추출될 가능성이 존재한다. 그러나 피크로서 존재하기 위해서는 영역 B와 D에 속하는 픽셀의 빈도수가 높아야 한다. 그러므로, 식 4와 같이 RGB 3차원 공간에서 계산한 히스토그램의 분포도에서 가장 큰 값을 h_{tmax} 로 정의하고, h_{tmax} 에 대하여 일정 비율 이상의 빈도를 나타내는 영역을 특징영역 매칭을 위한 후보영역으로 선정한다. 이 때, δ 는 피크 후보영역에 대한 최소값을 계산하기 위한 비례상수이다.

$$h(A) > \delta h_{\text{tmax}}, h_{\text{tmax}} = \max \{H(r, g, b) | 0 \leq r, g, b < 256\} \quad \text{(식 4)}$$

3.1.3 특징영역 파라미터 추출

위터셰드에 의해 영역을 분할하기 위하여 표본영상에 있

는 모든 픽셀들에 대하여 이웃하는 픽셀들과의 컬러성분 값의 차이를 이용하여 영상의 각 픽셀에 대한 경사도를 산출한다. 윈도우 내의 중간값을 $M = [R_m, G_m, B_m]^T$ 라 하고 중간값을 가지는 픽셀과 윈도우 내의 모든 픽셀과의 거리 DM_i 를 계산하면 식 5와 같다. 이때, i 는 3x3 크기의 윈도우 내에 있는 픽셀의 위치를 나타낸다.

$$DM_i = |R_i - R_m| + |G_i - G_m| + |B_i - B_m|, 1 \leq i \leq 9 \quad \text{(식 5)}$$

식 6은 윈도우 내에 있는 모든 픽셀들에 대하여 중간값과의 차이를 나타내므로 DM_i 가 최대가 되는 픽셀을 $F = [R_f, G_f, B_f]^T$ 라 하면 이 픽셀은 윈도우 내에서 최대값 또는 최소값에 해당한다. 윈도우 내의 모든 픽셀에 대한 경사도를 계산하기 위하여 DM_i 가 최대가 되는 픽셀 F 와 윈도우 내의 모든 픽셀들과의 차이 DF_i 를 계산하여 최대값을 3차원 공간에서 픽셀의 경사도 G 로 정의한다.

$$DF_i = |R_i - R_f| + |G_i - G_f| + |B_i - B_f|, 1 \leq i \leq 9 \quad \text{(식 6)}$$

$$G = \max \{DF_i\}$$

이러한 경사도를 기반으로 하여 2.2절에서 기술한 위터셰드에 의한 영역분할을 수행하고, 분할된 영역들 중에서 추출하고자 하는 특징 컬러에 해당하는 영역을 선택한다. 선택한 영역에 속하는 모든 픽셀들의 컬러 성분에 대한 평균값($R_{\text{avg}}, G_{\text{avg}}, B_{\text{avg}}$)을 식 7과 같이 계산한다. 이 평균값은 검사영상에서 특징영역을 추출하기 위한 파라미터로 사용한다. 식 7에서 m 은 선택한 영역의 수를 나타내고, n_i 는 선택영역 i 에 속한 픽셀의 수를 나타낸다. R_{ij}, G_{ij}, B_{ij} 는 선택영역에 속하는 픽셀에 대한 R, G, B 컬러 성분의 값을 나타낸다.

$$R_{\text{avg}} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{n_i} R_{ij}}{\sum_{i=1}^m n_i}, G_{\text{avg}} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{n_i} G_{ij}}{\sum_{i=1}^m n_i}, B_{\text{avg}} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{n_i} B_{ij}}{\sum_{i=1}^m n_i} \quad \text{(식 7)}$$

3.2 검사영상의 특징영역 추출

검사영상에 대한 특징영역 추출과정은 표본영상에서 제공하는 특징 파라미터를 사용하여 특징영역을 적용적으로 추출하기 때문에 검사영상의 특징영역에 대한 파라미터를 추출하기 위한 과정을 필요로 하지 않는다.

표본영상에서 추출한 히스토그램의 피크들과 검사영상에서 추출한 피크들 사이의 관계를 분석한다. 표본영상에서 추출한 피크들을 서로 연결한 다면체를 $P_1P_2P_3P_4$ 로 하고 검사영상의 피크들을 서로 연결한 다면체를 $P_1P_2P_3P_4$ 라고 하여 RGB 3차원 공간에 표현하면 (그림 7)과 같이 나타낼 수 있다. 두 개의 다면체는 꼭지점에 대한 위치는 서로 다르지

만 꼭지점의 수가 같은 위상기하학적으로 동일한 다면체라 할 수 있다. 대응하는 각각의 꼭지점 사이의 변위는 방향과 크기가 서로 다른 벡터로 볼 수 있다. 표본영상의 전처리 과정에서 특징영역으로 선택한 영역의 피크를 P_1 이라고 가정하면, 검사영상의 특징영역을 추출하는 방법은 검사영상에서 추출한 네 개의 피크들(P_1, P_2, P_3, P_4) 중에서 피크 P_1 이 어느 피크와 매칭하는 가를 찾는 문제로 간주할 수 있다.

표본영상과 검사영상의 피크들의 원점을 동일한 위치에 고정시킨 상태에서 각 피크들의 위치를 나타내면 (그림 8)과 같이 표현할 수 있다. 표본영상의 특징영역에 대한 특징값을 P_1 이라고 하면 이 값이 포함된 구의 상위 절반에 해당하는 범위 내에서만 대응하는 꼭지점과의 상관관계를 비교한다. 이렇게 하는 이유는 무게중심을 동일하게 조정하고 점 P_1 의 위치를 구의 중심면에서 수직으로 그은 직선상에 위치시킬 때, 점 P_1 에 대응되는 점은 같은 반구내에 존재하는 두 개의 점 P_1' 와 P_2' 중의 하나가 된다. 반대편 반구에 존재하는 꼭지점은 그 컬러 패턴이 급격하게 변화한 경우로 육안으로 판단하기에도 전혀 다른 컬러 패턴으로 나타나므로 상식적으로 동일한 컬러패턴으로 판정할 수 없다.

원점 O 는 표본영상의 피크 집합의 무게중심을 가리키며, O' 는 검사할 영상의 피크 집합의 무게중심을 나타낸다. 예를 들면, 표본영상의 피크가 P_1 일때 검사영상의 피크는 P_1', P_2', P_3', P_4' 의 순으로 진행된다. 즉, 검사하고자 하는 반구

내의 피크 P_1' 로부터 반시계방향으로 검색을 시작한다. 매칭 조건은 식 8과 같다.

식 (8)에서 p_i 와 p_j 는 표본영상과 검사영상의 피크에 대한 픽셀 값을 나타낸다. n 은 표본영상에 있는 피크들의 수를 나타내고 m 은 검사영상에 있는 피크들 중에서 표본영상의 특징피크가 존재하는 반구내에 있는 피크들의 수를 나타낸다.

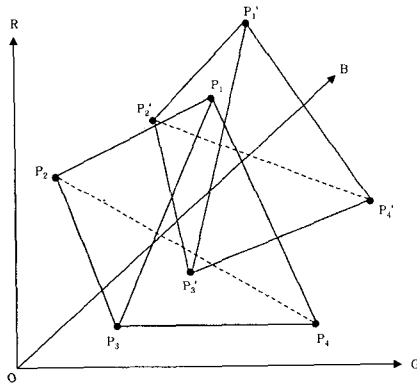
$$\min_{k=1}^m \left\{ \sum_{i=1}^n [(p_i - o) - (p_j' - o')]^2 \right\}, j = (i + k) \% n \quad (식 8)$$

꼭지점 P_1 을 P_1' 에 대응시키고 나머지 점들도 순서에 따라 P_2 는 P_2' 에, P_3 은 P_3' 에, P_4 는 P_4' 에 대응시켜 매칭조건에 대한 값을 계산하고, 다시 P_1 을 P_2' 에 대응시키고 P_2 는 P_3' 에, P_3 은 P_4' 에, P_4 는 P_1' 에 같은 방법으로 매칭조건에 대한 값을 계산하여 식 8을 만족하는 최소값 k 를 구한다. 이렇게 대응하는 피크를 추출하게 되면, 표본영상에서 추출하고자 하는 컬러영역에 해당하는 피크와 대응하는 검사영상의 피크가 적응적으로 추출하고자 하는 컬러영역의 특징피크가 되고, 이 특징피크가 속한 영역을 검사영상의 특징영역으로 추출한다.

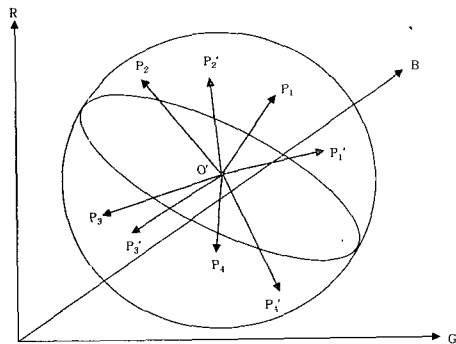
4. 실험 및 고찰

본 연구에서 제안한 컬러영상에서 특징영역의 적응적 추출방법을 적용하기 위하여 컬러의 수가 한정되어 있고 실용적 가치가 높은 인쇄회로기판을 예로 들어 사용한다. 기판의 상태가 양호하여 스캐너로 영상을 획득하였을 때 잡음이나 열화에 의한 컬러의 변화가 거의 없는 영상을 표본영상으로 정의하여 구리부분(동박)을 특징영역으로 선택한다. 선택한 영역에 대하여 특징 파라메타를 추출한다. 표본영상에서 추출한 파라메타를 기반으로 하여 유사한 컬러패턴을 가지는 여러 종류의 영상에 대하여 동박부분을 적응적으로 추출하는 방법을 실험한다. 표본영상에서 추출한 파라메타를 적응적인 방법을 사용하지 않고 그대로 적용하여 평균과 표준편차를 이용한 통계적 방법과의 차이를 비교한다.

스캐너를 사용하여 기판에 대한 영상을 획득하면 구리부분, 배경부분 그리고 뒷면에서 비치는 부분 등으로 구성되며 각각의 층은 보통 3개에서 5개 정도의 컬러패턴을 보인다. 영상은 보통 비슷한 컬러를 가지고 있으나 제조공정에 따라 컬러 성분이 조금씩 다르게 나타나며 자연광에 의한 변색, 이물질에 의한 열화와 스캐닝 과정에서 스캐너의 성능에 따라 컬러분포가 서로 다르게 나타나기 때문에 모든 영상이 동일한 컬러 패턴을 보이지는 않는다. 그러므로 컬러 패턴의 변형이 있는 경우에도 적응적으로 특징 컬러패턴을 추출하는 방법을 실험하기에 아주 효과적이다. 영상을 획득하기 위해 사용한 스캐너의 해상도는 200DPI이고, 크기는 A4 영상 6개와 A2 영상 1개를 사용하며, 24비트 트루컬러로 표현된 비트맵 파일로 저장한다.



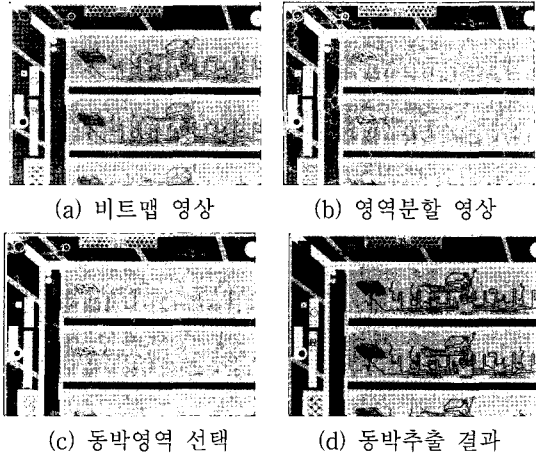
(그림 7) 표본영상과 검사영상의 관계



(그림 8) 표본영상과 검사영상의 원점을 대응시켰을 때의 관계

4.1 표본영상의 특징 파라메타 추출

열화가 거의 없이 부분적으로 지문에 의한 잡음만이 존재하여 동박 부분을 거의 완벽하게 추출할 수 있는 영상을 표본영상으로 사용하여 검사영상에서 동박 부분을 적응적으로 추출하기 위한 특징 파라메타를 추출한다.



(그림 9) 표본영상의 특징영역 추출

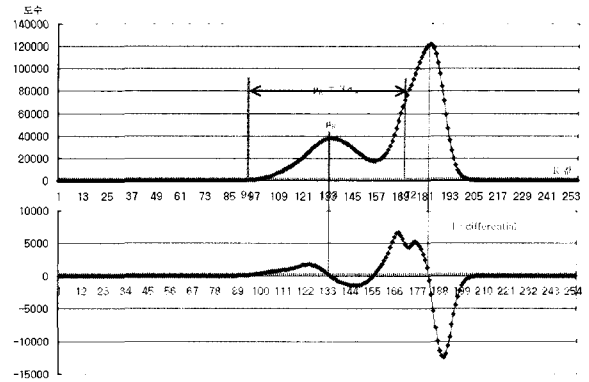
<표 1> 표본영상의 특징 파라메타

| 컬러성분 | $\mu - 3\sigma$ | μ | $\mu + 3\sigma$ | σ |
|------|-----------------|-------|-----------------|----------|
| R | 94 | 133 | 172 | 13 |
| G | 52 | 85 | 118 | 11 |
| B | 29 | 68 | 107 | 13 |

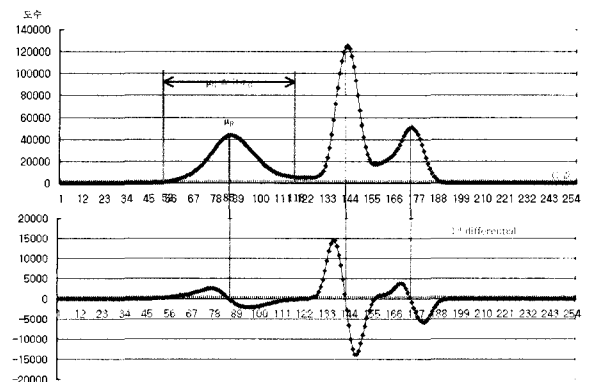
(그림 9)는 A4 크기의 표본영상을 화면에 보이는 부분만 캡처한 영상을 보여준다. 영상 (a)는 스캐너를 사용하여 저장한 비트맵 영상이다. 어두운 영역이 동박영역이다. 동박을 구분하기 위한 영역이 동박 사이를 가로지르고 있으며 동박 주위로 열게 보이는 부분은 뒷면의 동박부분이 앞면에 배어 나온 부분이다. 영상 (b)는 영상 (a)에 대한 영역분할을 수행하여 영역의 외곽선을 흰선으로 나타낸다. 영상 (b)의 영역들 중에서 동박에 해당하는 영역을 마우스로 선택하여 선택된 영역을 영상 (c)에 짙은색으로 표현하였다. 영상 (d)는 선택된 영역에 속한 모든 픽셀들의 컬러 성분에 대한 평균 (μ)과 표준편차(σ)를 계산하여 평균값을 중심으로 좌우 3σ 에 해당하는 영역을 동박으로 추출하여 짙은색으로 나타낸 결과를 보여준다.

<표 1>은 실험에서 사용한 표본영상에서 영역분할을 수행한 후 특징영역으로 선택한 (그림 9)의 영상 (b)에 대하여 선택한 영역의 특징 파라메타를 나타낸다. 특징영역 추출을 위해 선택한 영역에 대한 컬러성분의 평균은 각각 133, 85, 68이며, 각 성분의 표준편차는 13, 11, 13이다.

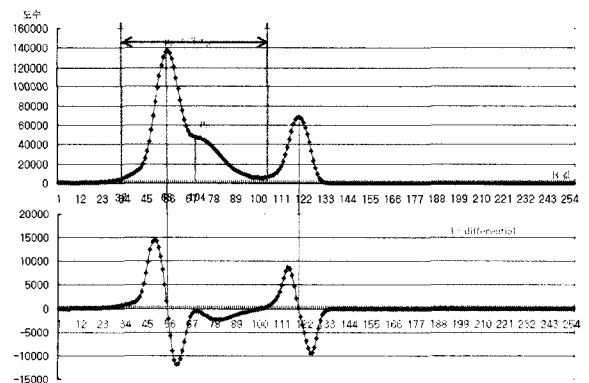
표본영상에서 추출한 평균과 표준편차를 사용하여 특징영역을 추출하기 위하여, 컬러 성분에 대한 히스토그램을 구하고, 히스토그램 평활화를 수행한 후, 히스토그램을 1차 미분한 결과와 <표 1>에서 제시한 파라메타와의 관계를 (그



(a) R 성분 히스토그램



(b) G 성분 히스토그램



(c) B 성분 히스토그램

(그림 10) 표본영상의 컬러 성분 히스토그램

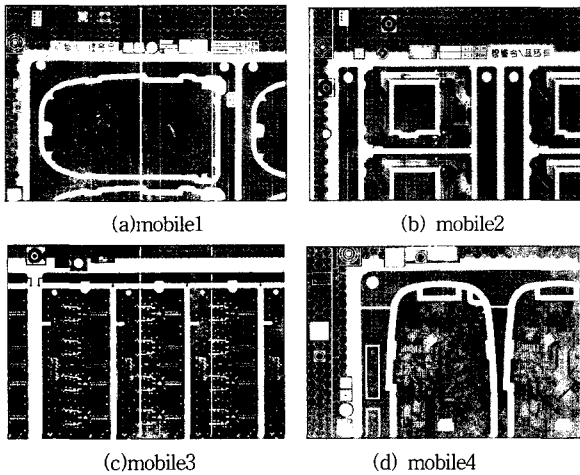
림 10)에 나타내었다. (a)는 R 성분에 대한 히스토그램을 나타내고, 가로축은 0에서 255까지의 R 성분값을 나타내며 세로축은 R 성분값을 가지는 빈도수를 나타낸다. 위쪽의 그림은 표본영상의 R 성분 히스토그램을 나타내며 아래쪽은 R 성분 히스토그램에 대한 1차 미분을 수행한 결과를 보여준다. 히스토그램의 피크와 골짜기에 해당하는 부분에서 히스토그램을 1차 미분한 값이 0의 값을 가지며, 평균값을 중심으로 좌우 3σ 에 해당하는 영역이 특징영역의 대부분을 포함하고 있다. 히스토그램 (a)에는 두 개의 피크가 있다. 이것은 표본영상의 컬러 성분 중에서 R 성분만을 고려하면, 크게 두 개의 확률밀도가 겹쳐진 형태를 취한다. 평균값 133을 중심으로 오른쪽 3σ 에 해당하는 부분 즉, 177 주변의 영

역은 확률적으로 다른 컬러 영역에 속하게 될 확률이 높다. 그러나 R, G, B 세 가지 컬러 성분을 조합하여 특징영역을 추출하기 때문에 (a) 히스토그램의 왼쪽 피크에 대한 평균 값을 중심으로 $\pm 3\sigma$ 에 해당하는 영역을 특징영역으로 추출하면 R 성분에 대한 특징을 대부분 포함할 수 있다.

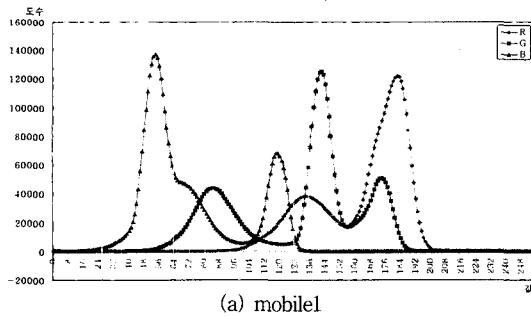
4.2 검사영상

표본영상에서 추출한 특징 파라메타를 사용하여 적응적으로 특징영역을 추출하기 위하여 (그림 11)과 같은 컬러 패턴이 유사한 4개의 영상을 검사영상으로 사용한다. 실험에서 사용한 검사영상은 휴대폰에서 사용하는 인쇄회로기판으로 A4 크기의 기판에 동일한 모양이 여러 개가 반복적으로 존재한다. 한 부분에서 특징영역의 추출이 정확하다면 다른 부분에서도 동일한 결과를 보여주어야 하기 때문에 본 연구에서 제안한 특징영역의 적응적 추출방법의 결과를 영역별로 세분하여 판단하기에 적합하다.

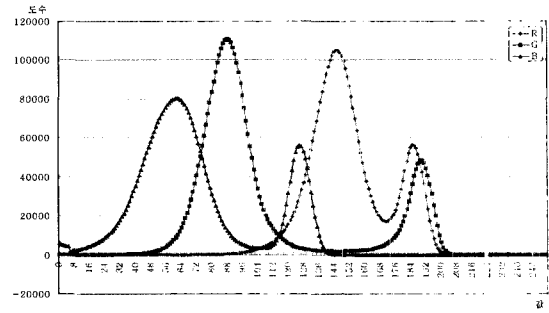
(그림 12)는 검사영상의 R, G, B 각각의 컬러 성분에 대한 히스토그램을 그래프로 표현한다. 검사영상의 히스토그램에서 R, G, B 각 컬러 성분별로 2개에서 3개의 확률밀도가 합쳐진 형태를 취하며 각 확률밀도의 최대값에 해당하는 피크들이 존재한다. 영상의 열화 정도에 따라 피크간의 간격이 다르게 나타난다.



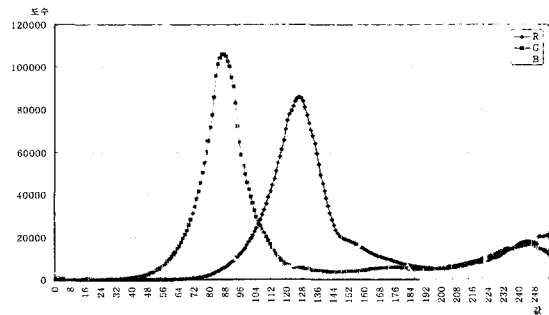
(그림 11) 검사영상



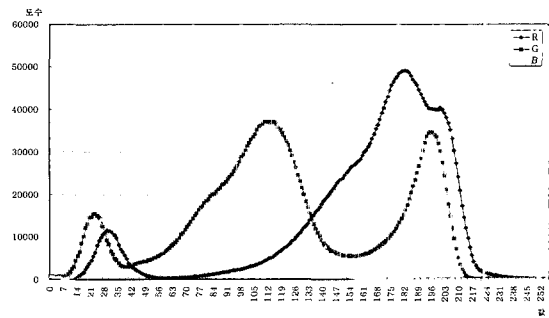
(a) mobile1



(b) mobile2



(c) mobile3

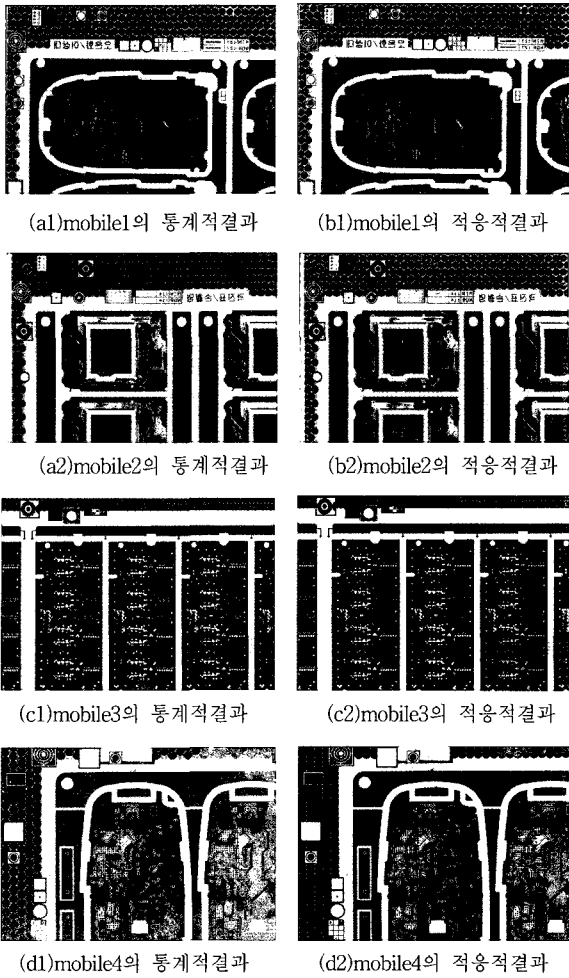


(d) mobile4

(그림 12) 검사영상의 R, G, B 히스토그램

4.3 검사영상의 적응적 특징영역 추출

표본영상에서 추출한 특징 파라메타를 그대로 적용하여 통계적 패턴인식을 수행한 결과와 적응적 기법에 의해 특징영역을 추출한 결과를 (그림 13)에서 보여준다. 통계적 기법에 의한 결과는 동박 부분에 해당하는 컬러영역 중에서 파라메타의 범주에 포함되지 않는 영역들이 일부 추출되지 못하고 남아있는 모습을 보여준다. 이것은 영상의 컬러가 동일한 컬러값을 가지고 있지 않고 변색 또는 열화에 의해 컬러분포가 표본영상과 다르게 나타나기 때문에 발생한다. 적응적 기법의 결과는 대부분의 동박이 정확하게 추출되고 있음을 보여주며 피크들의 병합과정에서 동박과 거의 유사한 패턴을 가지는 영역들이 일부 동박영역으로 추출되어 나타난다. 이것은 피크들의 병합과정에서 사용하는 비례상수의 값에 따라 병합되거나 또는 분할될 수 있다.



(그림 13) 통계적 방법과 적응적 방법의 추출결과

<표 2> 특징 파라메타 비교

| 영상 | 통계적 동박율 (%) | 적용적 방법 | | | | | | | | | |
|---------|-------------|--------|-----|-----|----|-----|-----|----|----|-----|---------|
| | | Rl | Rp | Rr | Gl | Gp | Gr | Bl | Bp | Br | 동박율 (%) |
| mobile1 | 70 | 95 | 144 | 171 | 46 | 87 | 145 | 6 | 61 | 106 | 75 |
| mobile2 | 59 | 84 | 126 | 158 | 36 | 83 | 151 | 6 | 59 | 95 | 64 |
| mobile3 | 69 | 72 | 125 | 199 | 40 | 85 | 143 | 6 | 66 | 114 | 75 |
| mobile4 | 33 | 67 | 181 | 236 | 40 | 111 | 155 | 9 | 81 | 107 | 61 |

<표 2>는 실험에서 사용한 검사영상들에 대하여 통계적 방법과 적응적 방법에 의해 동박을 추출한 결과를 비교하였다. 통계적 동박율은 표본영상에서 추출한 특징 파라메타 ($\mu_R : 133, \mu_G : 85, \mu_B : 68$)를 사용하여 통계적 방법을 사용하여 평균값을 중심으로 좌우 3σ 범위에 속하는 영역을 특징영역으로 추출하고, 전체영역에 대한 특징영역의 비율을 표시한다. 적응적 방법에 의해 추출한 특징영역의 컬러성분과 동박율을 <표 2>에 같이 보여준다.

R_p, G_p 와 B_p 는 R, G, B 컬러 성분에 대한 히스토그램에서 특징영역으로 추출된 영역의 피크를 나타낸다. R_l, G_l 과 B_l 은 피크의 왼쪽 경계를 나타내고, R_r, G_r 과 B_r 은 피크

크의 오른쪽 경계를 나타낸다. 표본영상에서 제공받은 특징 파라메타와 비교하면 대부분 비슷한 범위에 존재하지만, R 성분의 경우에는 mobile1 영상과 mobile4 영상에서 많은 차이를 보인다. mobile4 영상은 해상도가 높고 고정밀 스캐닝에 의해 픽셀값이 아주 세밀하게 획득되어 특징영역의 파라메타가 다른 영상들과 차이가 나타난다.

<표 2>에 나타난 결과를 분석하면 특징영역의 컬러성분에 대한 평균값은 표본영상에서 추출한 특징 파라메타와 큰 차이를 보이지 않는다. 결국, 특징영역을 추출방법에서 가장 중요한 것은 영상을 구성하고 있는 각 영역의 경계를 어떻게 결정하느냐에 달려있다. 영상을 구성하는 컬러성분 값의 도수를 기반으로 하는 히스토그램에서 특징영역에 해당하는

<표 3> 통계적 기법과 적응적 기법의 정확도 비교

| 영상 | 정확도 | | |
|---------|----------|---------|-------|
| | 전체 픽셀 | 차픽셀 | 비율(%) |
| mobile1 | 3980340 | 191246 | 4.8 |
| mobile2 | 3980340 | 354890 | 8.91 |
| mobile3 | 3980340 | 225763 | 5.67 |
| mobile4 | 3832318 | 982530 | 25.64 |
| mobile5 | 3832318 | 244474 | 6.38 |
| mobile6 | 31875000 | 9715644 | 30.48 |

피크를 정확하게 추출하고 피크가 속한 영역의 좌우 경계선의 범위를 결정하는 방법이 특징영역을 추출하기 위한 정확도를 높이는 가장 중요한 요소가 된다. 본 연구에서 제안한 방법에 의하면 히스토그램의 분포도와 피크의 수, 피크들간의 상관관계를 고려하여 피크의 좌우 경계선을 결정함으로써 컬러패턴의 분포가 변하더라도 특징영역을 적응적으로 추출하고 그 결과도 우수함을 보여주고 있다.

통계적 방법과 적응적 방법에 의한 결과영상에서 동박으로 인식한 픽셀들을 비교한 결과를 <표 3>에 나타냈다. 전체 픽셀은 영상 전체 픽셀의 수를 나타내고, 차픽셀은 통계적 기법에 의해 동박으로 추출된 픽셀과 적응적 기법에 의해 동박으로 추출된 픽셀과의 차이를 나타낸다. 즉, 통계적 기법에 의해 동박으로 결정되었으나 적응적 기법에서 비동박으로 추출된 픽셀과 통계적 기법에서 비동박으로 결정되었으나 적응적 기법에서 동박으로 추출된 픽셀을 합한 값이다. 전체 픽셀에 대한 차픽셀의 비율도 함께 나타낸다. 이것은 두 가지 기법의 정확도를 비교하기 위한 척도로 제시한다.

mobile1, mobile5 영상에서는 4.8%에서 6.38% 정도로 특징 영역 추출에 대한 정확도가 큰 차이를 보이지는 않는다. 이것은 검사영상이 표본영상과 유사한 컬러패턴을 가지고 있어서 통계적 방법에 의한 특징영역 추출에서도 오류가 크게 발생하지 않기 때문이다. 하지만 동박 주변에 있는 아주 작은 영역에서 동박과 컬러가 유사할 경우 통계적 방법에서는 동박으로 인식하는 오류가 발생하였으나 적응적 방법에서는 동박과 비동박을 정확하게 구분하여 추출한다. mobile4 영상에서 훨씬 더 좋은 결과를 보이는 이유는 영상에 나타난 지문, 번색 등의 열화 성분과 스캐너의 종류에 따른 컬러인식 기법의 차이에 의해 컬러패턴의 분포가 다르게 나타나기 때문이다.

5. 결 론

본 연구에서는 2차원 컬러영상에 대하여 픽셀간의 밝기변화를 기준으로 하여 영역분할을 수행하고 분할된 영역 중에서 추출하고자 하는 컬러를 가진 영역을 특징영역으로 선택한다. 선택된 특징영역의 RGB 컬러 패턴을 분석하여 선택 영역의 RGB 각 컬러 성분에 대한 평균값을 구한다. 이 평균값을 파라미터로 사용하여 검사하고자 하는 영상의 특징영역을 적응적으로 추출하는 알고리즘을 제안한다.

검사영상의 RGB 히스토그램을 분석하여 피크를 찾고, 크기가 미세하여 주변에 영향을 미치지 않는 작은 피크를 큰 피크에 병합시켜서 영상의 컬러 특징을 대표할 수 있는 몇 개의 피크를 추출한다. 표본영상의 피크들과 검사영상의 피크들을 서로 매칭시켜 표본영상의 특징피크에 대응하는 검사영상의 피크를 추출한다. 이렇게 검사영상에서 추출된 피크가 검사영상의 특징 피크가 되고, 검사영상의 히스토그램에서 특징피크가 포함된 영역의 좌우 경계선을 구하여 그 범위에 속하는 영역을 특징영역으로 추출한다. 이렇게 함으로써 관심의 대상이 되는 특징컬러를 가진 영역을 컬러패턴의 변화에 상관없이 적응적으로 추출할 수 있다.

본 연구에서 제안한 컬러의 특징분포에 기반한 컬러영역의 추출기법을 검증하기 위하여 사용한 실험영상은 열화정도가 비교적 적은 영상을 표본영상으로 사용한다. 표본영상과 유사한 컬러 패턴을 가진 4개의 영상을 검사영상으로 사용한다. 검사영상은 지문, 변색, 잡음에 의한 열화와 스캐너의 종류에 따라 그 영상의 컬러가 다양하게 변화하기 때문에 표본영상에서 얻은 특징 파라미터를 그대로 적용하여 통계적 방법에 의해 특징영역을 추출할 경우 검사영상의 컬러패턴의 분포가 다양하게 변화하기 때문에 오류가 발생할 가능성이 높다. 본 연구의 실험결과에 대한 분석의 타당성을 높이기 위하여 통계적 방법과 적응적 방법에 대한 동박울과 어려움을 비교표로 제시하였다.

향후 연구과제로는, 본 연구에서 제한하고 있는 컬러 패턴의 수에 상관없는 특징영역 추출 알고리즘 개발하고, 히스토그램의 복잡도에 따른 패턴매칭 기법에 관한 연구가 필요하다. 그리고 HSI 컬러공간과 같은 다양한 컬러공간에서 본 연구에서 제안한 적응적 특징영역 추출기법을 적용하여 비교하고, 알고리즘의 복잡도와 정확성을 높이는 알고리즘을 개발하기 위한 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

[1] S. Watanabe, *Pattern Recognition: Human and Mechanical*. New York: Wiley, 1985.
 [2] Richard O. Duda, Peter E. Hart, Davis G. Stork, *Pattern Classification 2nd Edition*, John Wiley & Sons, 2001.
 [3] K.S. Fu, "A Step Towards Unification of Syntactic and Statistical Pattern Recognition," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 5, no. 2, pp.

200-205, Mar. 1983.
 [4] L. Vincent and P. Soille, "Watershed in digital space, An efficient algorithm based on immersion simulation," *IEEE Trans. Patt. Anall. Machine Intell*, Vol. 13, No. 6, pp. 538-598, June 1991.
 [5] G. Healey, "Segmenting images using normalized color," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 22, pp. 62-73, 1992.
 [6] C. L. Huang, T. Y. Cheng, and C. C. Chen, "Color image segmentation using scale space filter and Markov random fields," *Pattern Recognit.*, vol. 25, pp. 1217-1229, 1992.
 [7] L. Shafarenko, "Perception-driven automatic segmentation of color images using mathematical morphology," Ph.D. dissertation, Univ. Surrey, Guildford, U.K., 1996.
 [8] 이성환 편저, 패턴인식의 원리 I II 권, 홍릉과학출판사, 1994.
 [9] U. Grenander, *General Pattern Theory*. Oxford Univ. Press, 1993.
 [10] R. Bajcsy and S. Kovacic, "Multiresolution Elastic Matching," *computer Vision Graphics Image Processing*, Vol. 46, pp. 1-21, 1989.
 [11] K.S. Fu, *Syntactic Pattern Recognition and Applications*. Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall, 1982.
 [12] T. Kohonen, *Self-Organizing Maps*. Springer Series in Information Sciences, vol. 30, Berlin, 1995.
 [13] C. Carpineto and G. Romano, "A Lattice Conceptual Clustering System and Its Application to Browsing Retrieval," *Machine Learning*, vol. 24, no. 2, pp. 95-122, 1996.

박 영 민



e-mail : ympark@ikw.ac.kr
 1993년 영남대학교 전산공학과(공학사)
 1995년 영남대학교 전산공학과(공학석사)
 2005년 영남대학교 컴퓨터공학과
 (공학박사)
 1995년~1999년 삼성전자 정보통신연구소

근무

2000년~현재 경운대학교 모바일공학과 조교수
 관심분야: 임베디드시스템, ASIC설계, 컴퓨터비전

윤 영 우



e-mail : ywyoony@yu.ac.kr
 1972년 영남대학교 전자공학과(공학사)
 1974년 영남대학교 전자공학과(공학석사)
 1984년 영남대학교 전자공학과(공학박사)
 1988년~현재 영남대학교 전자정보학부
 교수

관심분야: 컴퓨터비전, 생물정보학, 컴퓨터구조