

논문 2006-43IE-2-6

공간적 컬러 모델을 이용한 얼굴 객체 검출 시스템 연구

(A Study on Face Object Detection System using spatial color model)

백 덕 수*, 변 오 성**, 백 영 현**

(Deok-Soo Baek, Oh-Sung Byun, and Young-Hyun Baek)

요 약

본 논문은 비디오 객체에서 사용자의 조작 없이 실시간으로 원하는 영상 부분을 분할해 검출할 수 있도록 MPEG-7에서 제시한 컬러 공간 분포 HMMD 모델을 이용하였다. 여기서, 얼굴 이외의 부분을 잡음으로 간주하여, 제거하기 위해 웨이블릿 형태학을 적용하였으며, 러프 집합을 통하여 최적의 합성을 하였다. 본 논문에서 제안된 비디오 객체 검출 시스템은 다양한 크기의 영상에 적용하여 얼굴 객체를 기존의 알고리즘보다 정확하게 검출함으로써 우수함을 확인하였다.

Abstract

This paper is used the color space distribution HMMD model presented in MPEG-7 in order to segment and detect the wanted image parts as a real time without the user's manufacturing in the video object segmentation. Here, it is applied the wavelet morphology to remove a small part that is regarded as a noise in image and a part excepting for the face image. Also, it did the optimal composition by the rough set. In this paper, the proposed video object detection algorithm is confirmed to be superior as detecting the face object exactly than the conventional algorithm by applying those to the different size images. put the abstract of paper here

Keywords : HMMD, 웨이블릿 형태학, 러프집합, 비디오 객체, 컬러 영상스타일

I. 서 론

정보화 기능은 디지털 멀티미디어를 중심으로 확대 되어가고 있으며, 서로 다른 분야의 경계가 모호해지고 있는 상황에서 신속한 전송 및 효율적인 저장을 위한 표준화의 필요성이 대두되었다. 그래서 MPEG에서 MPEG-1과 2 그리고 객체 기반 부호화(object-based coding) 개념을 도입한 MPEG-4 표준안을 만들었다^[1]. 여기서 객체 기반 부호화는 자연 영상 정보와 컴퓨터 그래픽에 의한 합성 영상 정보를 동시에 포함할 수 있

는 멀티미디어 정보를 각기 다른 객체들로 부호화함으로써 객체 단위의 처리가 가능한 것이다. 이것의 전처리 과정으로 자연 영상으로부터 비디오 객체를 분리하는 기술인 객체 분할(object segmentation)을 반드시 해야 한다. 기존의 객체 분할 방법들은 객체를 정확하게 분할하는 것이 목표였기 때문에 객체 분할 방법과 시간은 부호화과정과 무관하게 진행되어 졌다. 그래서 객체 분할 과정과 부호화 과정은 서로 독립적인 과정으로 분류되었다. 객체의 특성에 따라 공간적(spatial), 시간적 객체 분할(temporal object segmentation)로 나누어진다. 그리고 객체 분할 방법은 사용자의 개입 여부 따라, 자동 객체 분할(automatic object segmentation)과 반자동 객체 분할(semi-automatic object segmentation)로 크게 2방법으로 분류 할 수 있다. 여기서 공간적인 객체 분할은 객체의 공간적인 특성, 화소의 휘도값과 색차값, 객체의 크기와 형태 등을 사용하는데, 계산량이 많고 움직임이 있는 객체는 판별하기 힘든 단점을 가지고 있지만 객체의 에지를 찾을 수가 있어 정확한 객체

* 정회원, 익산대학 전자정보과
(Dept. of electronics&Information, Iksan National College)

** 학생회원, 원광대학교 전자공학과
(Dept. of Electronics Engineering Wonkwang University)

※ 이 논문은 2005년도 익산대학 산업기술연구소의 지원에 의하여 연구되었음.

접수일자: 2006년3월31일, 수정완료일: 2006년6월9일

추출이 가능하다는 장점을 가지고 있다. 또한 시간적 객체 분할은 객체의 시간적 정보인 움직임 벡터를 이용하는데, 객체의 정확한 에지를 찾을 수가 없어 정확한 객체를 추출이 불가능한 것과 계산량이 많다는 단점을 가지고 있지만 움직임이 있는 객체를 판별할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 앞의 두 가지 특성을 가지고, 자동 객체 분할은 객체의 공간적·시간적 정보만을 가지고 객체를 분할한다. 그리고 비디오 객체를 판별할 수 있는 기준이 다소 주관적이기 때문에 정확하지 않다는 단점이 있지만, 사용자의 개입이 없어 실시간이 가능하다는 장점이 있다. 반자동 객체 분할은 공간적·시간적·사용자 개입에 의해 객체를 분할하기 때문에 정확하지만, 실시간이 불가능하다는 단점을 가지고 있다. 이를 해결하는 방법으로 얼굴 영상은 어떠한 사람이든지 유사한 외곽선과 비슷한 기하학적(geometric) 정보를 지니고 있다는 것에 착안하여 위의 단점을 해결하고자 한다^[2-5]. 또한 이렇게 유사한 얼굴 영상을 가지고 각 개인의 얼굴로 인식하기 위한 많은 연구가 각기 다른 관점에서 많이 시도되고 있다.

자동적으로 인간의 얼굴을 분할해서 검출하는 것은 Distributed audioVisual Archives Network(DiVAN) 시스템이 제어 시스템(control system) 내용기반 색인 비디오 검색 시스템(Content-based Indexing Video retrieval System) 접근 등 많은 응용분야에 매우 중요한 작업이 되었다^[6]. 기존의 DiVAN system^[7-10]은 정확한 얼굴을 검색하는데 크기의 조정이 필요하다는 것과 작은 영상을 검출하는데 어려움을 갖고 있다는 단점을 가지고 있고, CMU 프로젝트^[11]는 그레이스케일 영상을 사용하는 것과 한 프레임 당 약 5-10초 정도의 속도가 걸리며, 얼굴 검출에 있어서 실패율이 높다는 단점을 가지고 있다. 그래서 본 논문에서는 피부 컬러 분할 방법과 클러스터를 위해 영상을 간소화함으로써 속도를 개선한다. 그리고 1차적인 컬러 영상의 잡음을 제거하기 위해 웨이브렛 형태학을 제안하였으며, 러프집합을 합성 부분에 구성하였다. 또한 분할 속도와 얼굴 검출의 정확도를 높이고자 MPEG-7 표준안에서 제안된 컬러 공간 분포 HMMD 모델을 이용한다^[1].

본 논문의 구성은 II장에서 컬러 모델을 통하여 얼굴 피부 영역의 검출 알고리즘과 러프 집합에 대해서 고찰하고, III장에서는 본 논문에서 제안하고자하는 시스템의 구조에 대해서 살펴보고, IV장에서는 모의 실험 및 검증 을 위해 크기가 다른 영상에 제안한 시스템과 기존의 시스템들을 적용하여 비교하여 분석한다. 마지막으로, 본

논문의 결론 순으로 작성한다.

II. 컬러 모델 및 러프집합

1. 컬러 모델

컬러 모델은 3차원 좌표 시스템의 명세이며, 각각의 색을 한 점으로 나타내는 시스템에서의 부분 공간으로 오늘날 사용되는 대부분의 컬러 모델은 하드웨어(컬러 모니터나 프린터) 또는 컬러 조작성 목적인 응용(컬러 그래픽)을 지향한다^[12]. 가장 일반적으로 사용되는 하드웨어 기준 모델들은 컬러 모니터와 많은 종류의 컬러 비디오 카메라를 위한 RGB(Red, Green, Blue) 모델과 MPEG과 JPEG의 컬러 프린터, 사진 그리고 TV 방송을 위한 YCbCr (Luminance, chrominance-blue, chrominance-red) 모델, 컬러 영상 조작과 컴퓨터 그래픽을 위한 HSV(Hue, Saturation, Value) 모델이 있다. MPEG-7 표준안에서 컬러 공간 모델 HMMD(Hue Max Min Diff)는 기존의 컬러 공간 모델(RGB, HSV, YCbCr)과 같이 작업안에 채택되었다. 또한 컬러 분포 표현 기술 분야에서 HSV 컬러 공간과 HMMD 컬러 공간이 실험모델로 채택되어 하나의 컬러 공간만을 선택하기 위한 기술 경쟁 중에 있다. HMMD는 영상 검색에 아주 적합하고, 이는 HSV와 아주 유사한 특성을 가지고 있다. HMMD 컬러 공간은 무색 범위(Achromatic Region)와 컬러 범위(Chromatic Region)에서 5 공간으로 나누어진다. 여기서 무색 범위는 밝기 요소(Brightness Factor)를 기반으로 한 양자화이고, 컬러 범위는 4개 예술적인 구성들(Artistic Components) 즉, "hue", "tint", "tone" 그리고 "shade"를 기반으로 양자화되었다. HMMD 컬러 모델에는 5개 별개의 파라미터가 있다. 각 파라미터의 의미는 다음과 같다. Hue는 0°에서 360°에 의해 표현된다. 여기서 각이 증가하면, Hue는 빨간색(0°~360°), 노란색(60°), 초록색(120°), 파란색(240°)으로 변화된다. 그리고 Max는 검은색의 양을 말하며, 색의 농도(shade)를 준다. Min은 흰색의 양을 말하며, 명암(tint)을 준다. Diff는 단일(pure) 색에 가깝고, 그레이의 양을 말하며, 색조(tone)를 준다. Sum은 색의 밝기를 계산한 것이다. 여기서 Hue, Max 그리고 Min (혹 Hue, Diff 그리고 Sum)인 3개 파라미터는 컬러 공간의 분포를 해석하기에 충분하다. 그림 1은 HMMD 컬러 모델로서, H는 Diff 축에 직각으로 있는 수직 축 둘레의 각이다. Diff와 Sum은 Max와 Min의 차와 합에 의해 결정되는 보조 파라미터이다. HMMD는 RGB를

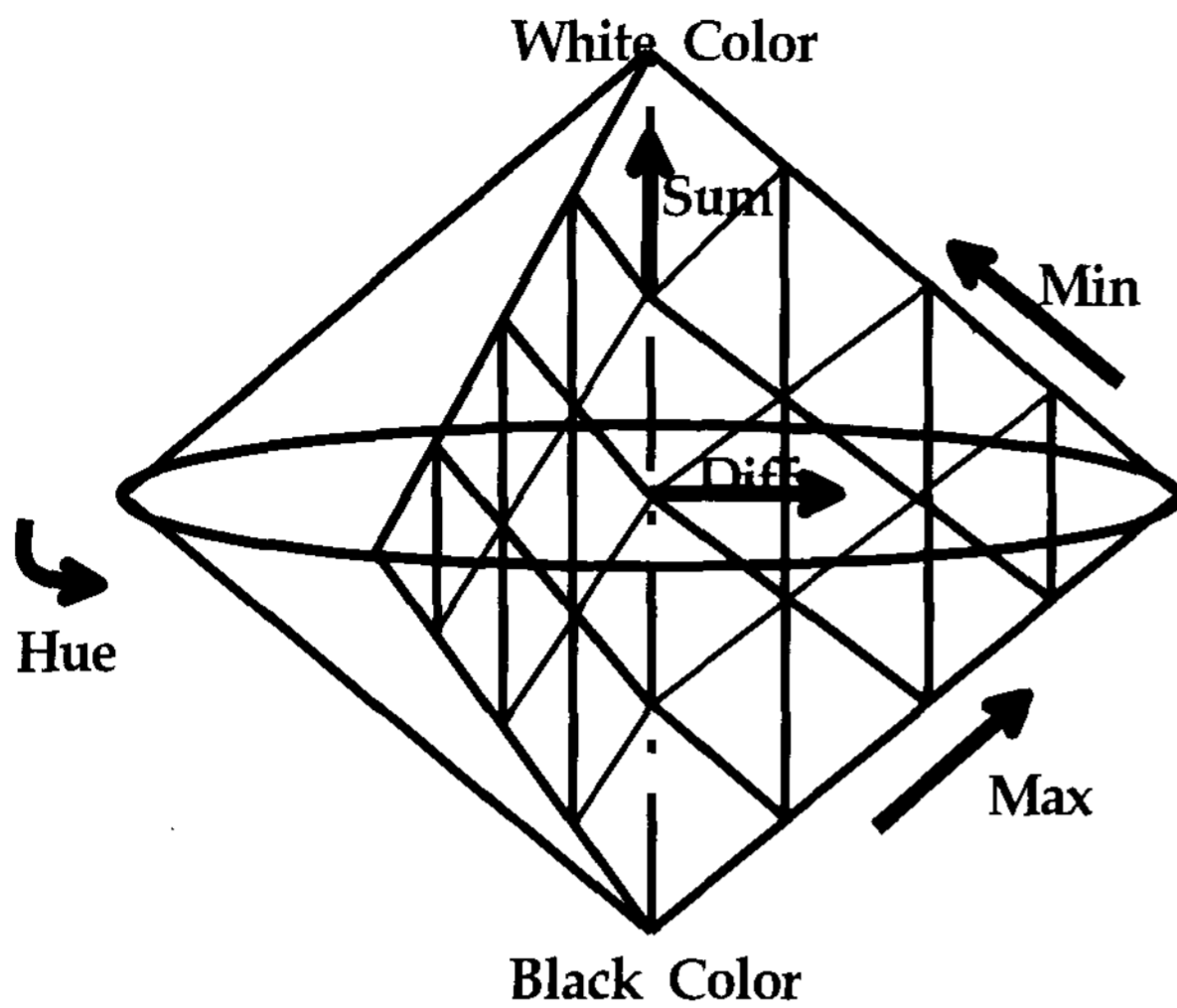


그림 1. HMMD 컬러 모델
Fig. 1. HMMD color model.

통하여 얻을 수 있는데 Max와 Min 그리고 Diff, Sum은 0에서 1사이의 값이고, Hue는 0에서 360사이에서 존재하고, 이를 식 (1)과 같이 표현 할 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{Max} &= \max(R, G, B) \\ \text{Min} &= \min(R, G, B) \\ \text{Diff} &= \text{Max} - \text{Min} \\ \text{Sum} &= (\text{Max} + \text{Min}) / 2 \\ \text{Hue} &= \begin{cases} (G - B) / (\text{Max} - \text{Min}) \times 60 & \text{if } (R = \text{Max} \wedge (G - B) > 0) \\ (G - B) / (\text{Max} - \text{Min}) \times 60 + 360 & \text{if } (R = \text{Max} \wedge (G - B) < 0) \\ (2.0 + (B - R) / (\text{Max} - \text{Min})) \times 60 & \text{if } (G = \text{Max}) \\ (4.0 + (R - G) / (\text{Max} - \text{Min})) \times 60 & \text{if } (B = \text{Max}) \end{cases} \quad (1) \end{aligned}$$

만약 Max=Min이면 Hue는 무색 범위에서 정의되지 않는다.

2. 러프 집합

러프 집합 개념에서 $X \subseteq U$ 이고 R은 동치관계(equivalence relation)라고 하면, X가 어떤 R-기본범주들의 합집합이면 X가 R-정의 가능하다(R-definable)라고 하고, 그렇지 않으면 X는 R-정의 불가능하다(R-undefinable)라고 한다. R-정의 가능집합은 지식기반 K 내에서 정확하게 정의될 수 있는 전체집합의 부분집합인 반면에, R-정의 불가능 집합은 이 지식기반 내에서 정의될 수 없다. R-정의 가능집합은 R-정확집합(R-exact set)이라고 하며, R-정의 불가능 집합은 R-부정확집합(R-inexact set) 또는 R-러프 집합(R-rough set)이라고 한다. X가 R-정확집합이 되도록 하는 동치관계 $R \in IND(K)$ 가 존재하면 집합 $X \subseteq U$ 는 K내에서 정확하다(exact in K)라고 하고, 어떤 $R \in IND(K)$ 에 대해서도 X가 R-러프하면 X는 K내에서 러프하다(rough

in K)라고 한다^[13]. 보통 러프 집합은 근사적으로 정의된다. 집합의 근사화는 지식기반 $K=(U, R)$ 가 주어졌다고 하면, 부분집합 $X \subseteq U$ 와 동치관계 $R \in IND(K)$ 을 써서 두 집합 R-하한근사(R-lower approximation)와 R-상한근사(R-upper approximation)를 다음 식 (2)와 같이 정의한다^[13].

$$\begin{aligned} RX &= \bigcup \{ Y \in U/R : Y \subseteq X \} \\ \overline{RX} &= \bigcup \{ Y \in U/R : Y \cap X \neq \emptyset \} \end{aligned} \quad (2)$$

그리고 집합 $BN_R(X) = \overline{RX} - RX$ 은 X의 R-경계(R-boundary)라고 한다. 집합 RX 는 지식 R내에서 x의 원소로 확실하게 분류되는 U의 모든 원소들의 집합이고, 집합 \overline{RX} 는 지식 R내에서 X의 원소로 분류될 가능성이 있는 U의 원소들의 집합이며, $BN_R(X)$ 은 지식 R로서 X 또는 $\neg X$ 의 어느 집합으로도 분류될 수 없는 원소들의 집합이다. 식 (2)를 다음 식 (3)과 같이 정의한다.

X의 R-긍정영역(R-positive region) :

$$POS_R(X) = RX$$

X의 R-부정영역(R-negative region) :

$$NEG_R(X) = U - \overline{RX}$$

X의 R-경계영역(R-borderline region): $BN_R(X)$ (3)

여기서 X가 R-정의 가능하다는 것은 $RX = \overline{RX}$ 이기 위한 필요충분조건이고, X가 R-러프하다는 것은 $RX \neq \overline{RX}$ 이기 위한 필요충분조건이다. 그리고 지식 내의 어떤 범주들을 정의하려면 항상 전체 지식이 모두 필요한가에 대해 지식감축을 고려해야 하는데 지식의 감축의 기본적인 2가지의 개념 즉, 리덕트(reduct)와 코어(core)가 있다. 지식의 리덕트는 현재 지식내에서 나타나는 모든 기본적인 범주들을 정의하기에 충분한 지식의 필수적인 부분이고, 코어는 지식의 리덕트의 공통 범주의 부분이다. 공집합이 아닌 유한 집합인 전체집합 U와 속성 집합 A가 주어졌을 때, 지식베이스(knowledge base) K는 $K=(U, A)$ 로 정의되고, $P, Q \subset A$ 인 조건 속성 P와 판단 속성 Q에 대해서 판단 테이블 T가 $T=(U, A, P, Q)$ 로 정의된다. 임의의 $R \subset A$ 는 U상에서 하나의 이진 관계(binary relation) $IND(R)$ 를 결정하는데 이를 식별 불가능 관계(indiscernibility relation)라고 하고 이는 모든 $a \in R$ 에 대하여 $x, y \in U$ 인 두 원소 x, y의 속성값이 같을 때에만 $xIND(R)y$ 가 성립하는 관계로 정의된다. R에

의해 정해지는 분할(partition)들의 집합을 $U/IND(R)$ 이라고 표기한다^[13-15].

정의1. R 을 동치관계들의 집합이라 하고 $R \in R$ 라 할 때, $IND(R) = IND(R - \{r\})$ 이면 R 은 R 내에서 불필요(dispensible)하다고 하고, 그렇지 않으면 R 은 R 내에서 필요 불가결(indispensible)하다고 한다.

정의 2. 모든 $R \in R$ 이 R 내에서 필요 불가결하면 집합 R 은 독립(independent)이라 하고, 그렇지 않으면 종속(dependent)이라고 한다.

정의3. $Q \subset P$ 가 독립이고 $IND(Q) = IND(P)$ 이면 Q 는 P 의 리덕트(RED(P))라 한다.

정의4. P 는 여러 개의 리덕트를 가질 수 있다.

정의5. P 내의 모든 필요 불가결한 관계들의 집합을 P 의 코어(CORE(P))라 한다.

정리 1. $CORE(P) = \bigcap RED(P)$

여기서 RED(P)는 P 의 모든 리덕트들의 집합이다.

정의6. P 와 Q 를 U 의 동치관계라 할 때, Q 의 P -공정영역을

$POS_P(Q) = \bigcup_{x \in U/Q} PX$ 라 표기한다.

정의7. P 와 Q 를 U 의 동치관계라 할 때,

$POS_{IND(P)}(IND(Q)) = POS_{IND(P - \{Q\}}(IND(Q))$

이면 $R \in P$ 을 P 내에서 Q -불필요(dispensible)하다고 하고, 그렇지 않으면 R 은 P 내에서 Q -필요 불가결(indispensible)하다고 한다.

정의8. P 내의 모든 R 이 Q -필요 불가결하면 P 는 Q -독립이라고 한다.

정의9. 집합 $S \subseteq P$ 가 P 의 독립이고 $POS_S(Q) = POS_P(Q)$ 이면 S 는 P 의 Q -리덕트($RED_Q(P)$)라 한다.

정의 10. P 내의 모든 Q -필요 불가결한 원소관계(elementary relation)들의 집합은 P 의 Q -코어($CORE_Q(P)$)라 한다.

정리 2. $CORE_Q(P) = \bigcap RED_Q(P)$

III. 제안된 객체 검출 시스템

본 논문에서는 얼굴 객체 검출 시스템을 구현하는데 있어서 컬러 공간 분포를 이용하는데 기존의 단일 구조가 아닌 병렬구조로 정확한 분포도를 찾고자 했다. 또한 영상을 단순화하기 위해 웨이브렛 형태학 연산^[16]을 적용하였는데 이는 간단한 잡음이나 다른 영상 분포의 영역을 쉽게 제거하였다. 합성(merge) 부분에서는 러프 집합이론을 이용하여, 필요한 영상 데이터를 한 범위로

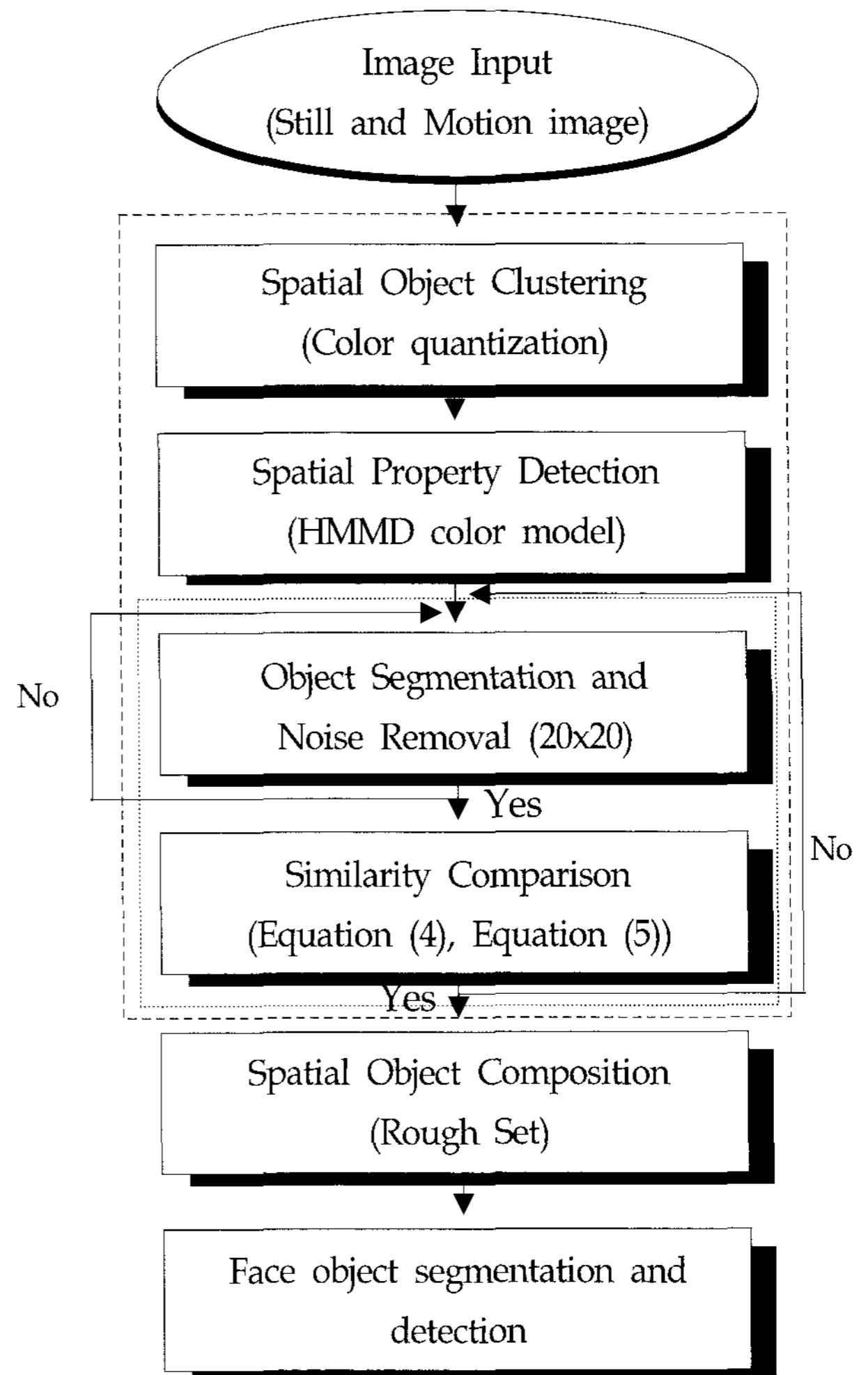


그림 2. 제안된 얼굴 객체 검출 시스템
Fig. 2. The proposed face object detection system.

인식하여 얻어진 여러 개의 범위 중 적합한 객체라고 판단되면 선택되도록 하였다. 제안하는 알고리즘의 전체 구조는 병렬 구조를 가지고 있고, 전체 5단계인 양자화, 컬러 분할, 클러스터링, 합성 그리고 영상 분할 순으로 구성되었다. 객체 검출 시스템의 구조는 그림 2와 같다.

제안된 구조의 첫 번째 단계는 얼굴 범위에서의 피부 컬러 분포 정보를 줄이기 위해 컬러 양자화를 적용하였다. 이는 컬러 원 영상에 적용하여 영상 범위에서 비슷한 피부 컬러 공간 분포를 줄이고, 또한 공통 컬러 공간 영역을 넓히기 위해서이다. 기본 원리는 코드북(codebook)상에 있는 값에 원 영상의 컬러 벡터 값을 비교하여 적용하는 것으로 코드북에 존재하는 값은 일정한 컬러 위치 범위에 있는 값으로 컬러 분포의 클러스터링의 평균값이라도 한다. 그리고 본 논문에서 제안하고자 하는 것은 병렬구조를 가진 양자화 구조에 컬러 공간 분포 분할 알고리즘을 적용하여 각 해상도에서 피



그림 3. HMMD 모델을 이용하여 피부 컬러 영역을 얻은 결과 영상

Fig. 3. The result image obtained the skin color range using HMMD model.

부 컬러 공간만을 검출하고자 하는 것이다. 여기서는 HMMD 모델을 이용한 컬러 분포 공간 검출 알고리즘을 제시하고자 한다. HMMD 모델을 적용하여 피부 컬러 영역을 검출하는데 식 (1)을 이용한다. 식 (1)을 영상에 적용하면, 피부 컬러 영역을 검출한 결과 영상은 그림 3과 같다.

그림 3은 Min에서 전체 영상의 Min을 구한 후, 전체 Min을 평균한 결과를 임계값으로 정하여 임계값보다 작으면 선택하고 임계값보다 크면 제거를 한다. 보통 Min 영역에서 피부 컬러 영역은 Min의 평균값보다 작은 값이 된다. 기존에는 FCM이나 K-Means를 사용하여 클러스터링을 하였으나 이는 결과 속도에 커다란 영향을 미치고 영상의 결과는 그다지 좋지 못했다. 그래서 웨이브렛 형태학^[16]을 적용하는데, 먼저 웨이브렛 3레벨의 형태에서 웨이브렛 계수값을 얻어서 이것을 형태학의 기본 연산자 erosion과 dilation을 이용하여 영상을 단순화하며 얼굴 영역 외의 작은 영역이 검출되면 1차적으로 제거하고, 얼굴 형태의 윤곽을 얻었다. 이는 시간적으로 아주 빠르게 동작을 하므로 실시간적으로 사용하기에는 아주 적합하다.

G. Tziritas^[9]에서 사용한 MPEG 매크로 블록 레벨(macro-block level : 16×16 픽셀)에서 I 프레임을 피부 컬러 필터링을 적용하였다. 이는 이진화하여 얼굴 영역 부분과 비 얼굴 영역 부분을 나누는 과정으로 사용하였으나, 반복적으로 매크로 블록 크기를 줄이면서 수행하였다. 만약 커다란 프레임 크기라면 수행해야할 범위가 많아 시간적으로 길어진다. 그래서 영상의 크기를 미리 계산하여 128×128 픽셀 영상을 기준으로 작거나 큰 영상으로 구분하여 매크로 블록을 수정하였다. 그리고 80×48 픽셀 보다 작다면 위의 반복을 수행하지 않도록 하였다. 그래서 일부의 얼굴 영상을 복원하지 못하고

손실되었다. 본 논문에서는 기존에 기준으로 나누었던 영상의 크기는 고려하지 않아도 되고 또한 이러한 반복 과정을 수행하지 않는다. 또한 웨이브렛 형태학 연산을 적용하여 피부 영역이 손실 없이 다른 컬러 영역과 손쉽게 분리·제거되도록 하였다.

합성은 한 프레임에서 검출된 영역간의 유사성 비교를 하였다. 영역간의 유사성을 비교를 위해서 식 (4)와 식 (5)를 이용하였다. 이는 두 점간의 Diff와 Sum을 이용하여 유사 관계를 찾는 것이다.

$$Diff = \frac{\sqrt{2}(Max - Min)}{2}$$

$$Sum = \frac{\sqrt{2}(Max + Min)}{2} \quad (4)$$

두 점을 q_1 과 q_2 라 하자. 두 점 q_1 과 q_2 사이의 유사도는 식 (5)와 같다.

$$sim(q_1, q_2) = 1 - \left[\sqrt{\frac{s^2 + d^2}{2}} \right] \quad (5)$$

여기서 $s = Sum_1 - Sum_2$ 이고,

$$d = \sqrt{(Diff_1 \cdot \sin(h_1) - Diff_2 \cdot \sin(h_2))^2 + (Diff_1 \cdot \cos(h_1) - Diff_2 \cdot \cos(h_2))^2}$$

이다.

그리고 양자화된 영상 피부 컬러(QISC : Quantization Images Skin Color)에 HMMD 모델을 적용하여 위의 과정까지 수행한 각 영상에서 선택된 컬러 영역을 합성하기 위해 러프 집합 이론을 적용하였다. 집합이 부정확한 것은 경계 영역이 있다는 것으로 집합의 경계 영역이 커질수록 그 집합의 정확성(exactness)은 떨어진다. 이를 정확히 나타내기 위해 식 (6)인 정확성 척도(accuracy measure)를 사용했다.

$$\alpha_R(X) = \frac{card R}{card X} \quad (6)$$

여기서 $X \neq \emptyset$ 이다. 그리고 모든 R과 $X \subseteq U$ 는 $0 \leq \alpha_R(X) \leq 1$ 이고, $\alpha_R(X) = 1$ 이면 X의 R-경계영역은 공집합이 되며 집합 X는 R-정의 가능하다고 한다. $\alpha_R(X) < 1$ 이면 X는 R-경계 영역을 가지며 집합 X는 R-정의 불가능하다고 한다. 이것을 집합 X의 부정확성의 정도로 나타내면 식 (7)과 같다

$$\rho_R(X) = 1 - \alpha_R(X) \quad (7)$$

여기서 ρ_R 은 R-러프정도라 한다. 이는 집합 X에 대한 지식 R의 불완전성의 정도를 나타낸다.

IV. 모의실험 결과 및 고찰

제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 다양한 MPEG 비디오와 DiVAN 프로젝트 평가 단계에서 사용된 테스트 비디오로부터 얻은 영상을 포함한 테스트 영상에 적용하였다. 비디오 영상은 프랑스의 Institut National AudioVisual과 그리스의 ERT 텔레비전에 의해서 제공된 영상, 그리고 일반 증명 사진을 사용하였다. 테스트 데이터는 100개 영상을 사용하였고, 대부분이 광고, 영화, 뉴스, 인터넷 사진으로부터 얻은 영상이다. 100개의 영상에는 114개의 얼굴들이 포함되어 있고, 다양한 얼굴 크기를 가지고 있다.

제안된 알고리즘은 입력 영상을 16, 32, 64비트 컬러 양자화하여 HMMD 모델을 이용하여 얼굴 영역의 범위를 검출했다. 이 때 얼굴 영역의 범위를 단순화하기 위해 웨이브렛 형태학을 이용하여 클러스터를 하여 각 양자화 영상에서 얼굴과 유사한 영역을 검출했다. 이 검출된 영상 범위에서 20x20 보다 작은 영상은 얼굴 영상이 아니라 판단하여 선택된 얼굴 영역에서 제외하고, HMMD 모델의 유사도를 이용하여 각 프레임에서 선택된 영역들 간에 유사성이 없으면 선택된 영역들 중에서 제외시킨다.

그리고 16, 32, 64 그리고 원 영상에서 위의 과정을 거친 후 남은 영상을 합성(merge)하기 위해 러프 집합을 이용하여 최종의 얼굴 영역을 선택하는 얼굴 객체 검출 시스템을 구현한다. 그리고 각 영상에 대한 특성을 표 1에 나타내었다.

그림 4는 영상을 각각 양자화하여 웨이브렛 형태학에 적용하여 얻은 얼굴 영역의 결과에 러프 집합을 적용하여 얻은 단계별 결과 영상들이다.

그림 4(a)는 원 영상에서 얼굴 영역을 검출한 부분을 표시한 결과 영상이고, (b)는 16비트 해상도를 갖는 양자화된 영상에서 얼굴 영역을 검출한 부분을 표시한 결과 영상이다. 그림 4(c)는 32비트 해상도를 갖는 양자화

된 영상에서 얼굴 영역을 검출한 부분을 표시한 결과 영상이고, (d)는 64비트 해상도를 갖는 양자화된 영상에서 얼굴 영역을 검출한 부분을 표시한 결과 영상이다. 그림 4(e)는 한 영상에서 (a), (b), (c), (d)를 한꺼번에 나타낸 얼굴 영역 검출한 결과 영상이다. 그림 4(f)는 (a) 영상인 원 영상에서 얼굴 영역을 검출한 부분 중에서 20x20 및 유사성 검사 후 얼굴 영역을 표시한 결과

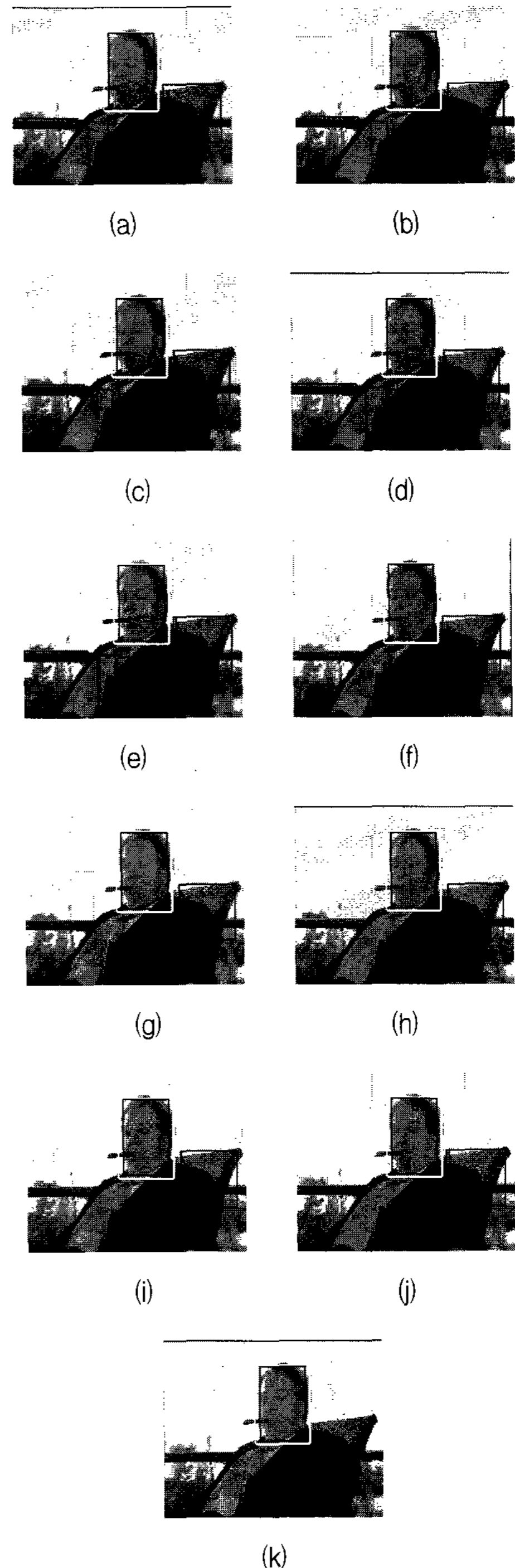


그림 4. 단계별 시뮬레이션 결과 영상들
Fig. 4. Per stage simulation result images.

표 1. 테스트 영상에서의 얼굴의 특성
Table 1. The face qualities of the test images.

얼굴의 형태	얼굴의 수
정면 얼굴	58
약간 옆 얼굴	25
옆 얼굴	18
기울어진 얼굴	13
전체	114

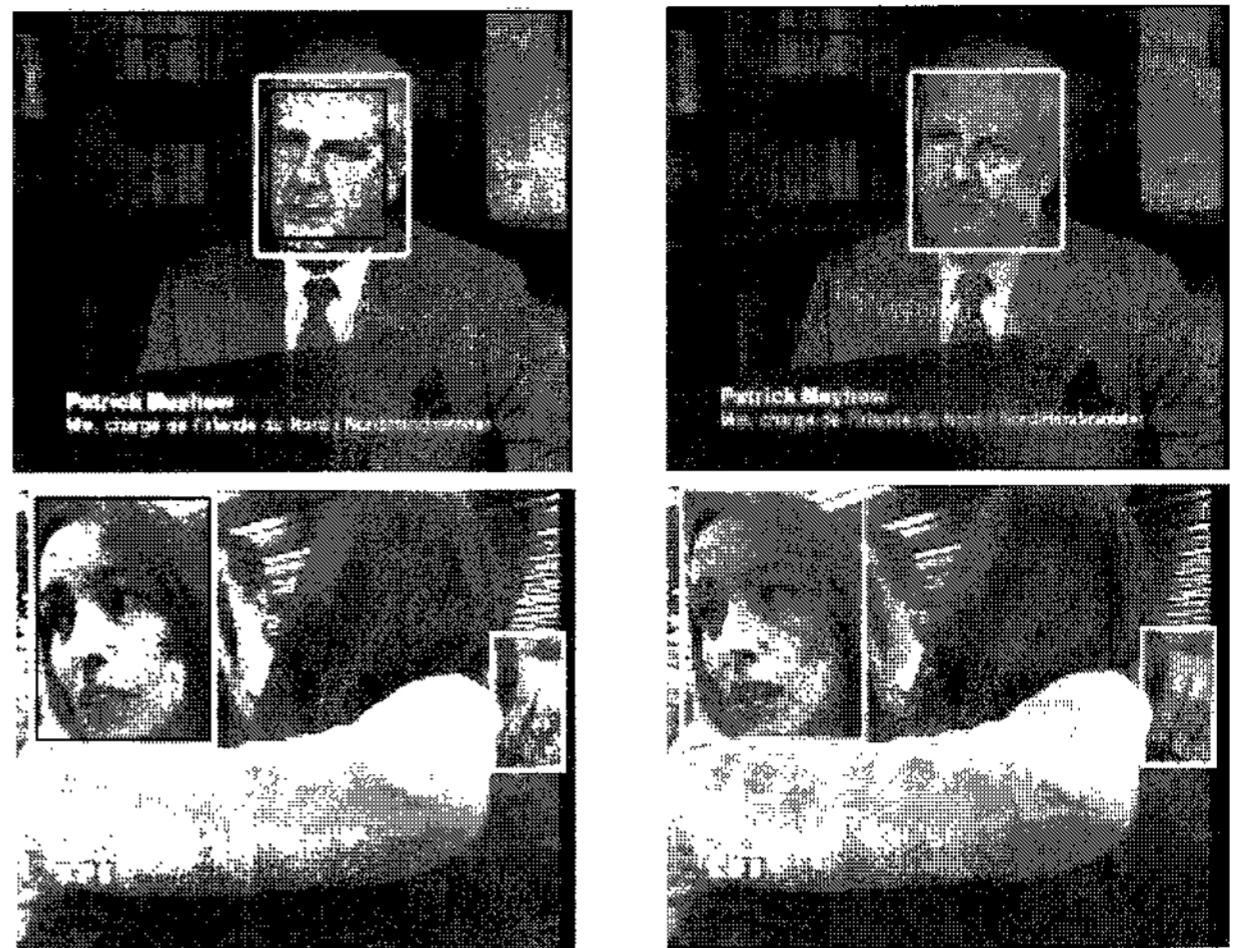


그림 5. DiVAN 알고리즘과 제안한 알고리즘을 적용한 결과 영상 비교

Fig. 5. The result image comparison between the DiVAN algorithm and the proposed algorithm.

영상이고, (g)는 (b)영상인 16비트 해상도를 갖는 양자화된 영상에서 얼굴 영역을 검출한 부분 중에서 20x20 및 유사성 검사 후 얼굴 영역을 표시한 결과 영상이다. 그림 4(h)는 (c)영상인 32비트 해상도를 갖는 양자화된 영상에서 얼굴 영역을 검출한 부분 중에서 20x20 및 유사성 검사 후 얼굴 영역을 표시한 결과 영상이고, (i)는 (d)영상인 64비트 해상도를 갖는 양자화된 영상에서 얼굴 영역을 검출한 부분 중에서 20x20 및 유사성 검사 후 얼굴 영역을 표시한 결과 영상이다. 그리고 그림 4(j)는 한 영상에서 (f), (g), (h), (i)를 한꺼번에 나타낸 얼굴 영역 검출한 결과 영상이다. 그림 4(k)는 러프 집합을 적용한 후 결과 영상이다.

그림 5는 기존의 알고리즘과 비교한 테스트 영상 결과들이다.

그림 5에서 제시한 DiVAN 알고리즘은 단일 양자화를 이용하여 얼굴을 검출한 방법으로 HSV 모델을 이용하였다. 그림 5에서 왼쪽 그림은 본 논문에서 제안한 결과 영상이고, 오른쪽은 DiVAN 알고리즘의 결과 영상이다. 본 논문에서 제안한 결과는 DiVAN 알고리즘을 적용한 결과 영상보다 정확한 얼굴 영역을 검출함을 알 수 있다.

표 2는 100개 테스트 영상에서 얼굴 검출의 결과를 나타낸 것이다.

표 2에서와 같이 본 논문에서 제시한 알고리즘의 검출율은 약 95%이고 DiVAN 알고리즘은 92% 정도이다. 물론 수치적인 것은 중요하지만 영상의 질이나, 정확도는 수치적으로 나타내기가 어렵기 때문에 그림 5에서

표 2. 얼굴 검출의 수

Table 2. Number of the face detection.

	CMU 알고리즘	DiVAN 알고리즘	제안된 알고리즘
얼굴 검출율	85개(85%)	92개(92%)	95개(95%)
실패 검출율	15개(15%)	8개(8%)	5개(5%)

직접 확인하는 것이 옳을 듯하다. 또한 기존의 알고리즘 중 CMU 검출기^[11,20]는 85%의 검출율을 보이고 있으나, 이는 흑백 영상에서의 검출되도록 설계되었기 때문에 여기에서는 직접 비교하지 않았다.

V. 결 론

본 논문에서는 공간적 객체 분할과 컬러 공간 분포 즉 HMMD 모델을 이용하여 컴퓨터 비전의 한 분야인 얼굴 인식에 적용하였다. 또한 사용자의 개입 없이 실시간적으로 분할해 검출할 수 있도록 공간적 특성을 이용하였다. 기존의 알고리즘 중 DiVAN system은 정확한 얼굴을 검색하는데 크기의 조정이 필요하다는 것과, 작은 영상을 검출하는데 어려움을 갖고 있다는 단점을 가지고 있고, CMU 프로젝트는 그레이스케일 영상을 사용한다는 것과 한 프레임 당 약 3-5 초 정도의 속도가 걸리며, 얼굴 검출에 있어서 실패율이 높다는 단점을 가지고 있다. 그래서 본 논문은 여러 양자화에서 컬러(Color) 분포 영역을 이용한 얼굴 부분을 검색하여 분할을 하였고, 웨이블릿 형태학을 이용하여 단순화 한 다음, 러프 집합을 이용하여 정확하게 얼굴 영역을 검출 분할하였다. 또한 본 논문에서 제시한 알고리즘을 적용한 결과 영상의 크기에 관계없이 사람의 얼굴 영역을 검출하였고, 표 2에서와 같이 본 논문에서 제시한 알고리즘의 검출율은 DiVAN system의 기존 알고리즘 보다 약 3% 정도 검출율이 우수하였다. 또한 기존의 알고리즘 중 CMU 검출기보다는 10% 정도 우수한 검출율을 보이고 있다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 향후 보안, 출입 통제 인식기 등에 사용함으로써 정확한 얼굴인식의 성능향상에 기여할 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] <http://mpeg.telecomitalia.com/>, The MPEG Home Page.
- [2] M. Hotter and R. Thoma, "Image Segmentation Based on Object Oriented Mapping Parameter Estimation," *Signal Processing*, vol. 15, no. 3, pp. 315-334, october 1988.
- [3] T. Aach and A. Kaup, "Statistical Model-based Change Detection in Moving Video," *Signal Processing(Elsevier)*, vol. 31, pp. 165-180, March 1993.
- [4] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on immersion Simulation," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 13, no. 2, pp. 583-598, June 1991.
- [5] H. Wang and S. F. Chang, "A Highly Efficient System for Automatic Face Region Detection in MPEG Video," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 7, no. 4, pp. 615-628, August 1997.
- [6] J. G. Choi, S. W. Lee, and S. D. Kim, "Spatio-Temporal Video Segmentation using a Joint Similarity Measure," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 7, no. 2, pp. 279-286, April 1997.
- [7] M. H. Yang and N. Ahuja, "Detecting Human Faces in Color Images," In *Proceeding of the 1998 IEEE International Conference on Image Processing(ICIP'98)*, pp. 127-139, Chicago, October 1998.
- [8] C. Garcia, G. Zikos, and G. Tziritas, "Face Detection in Color Images using Wavelet Packet Analysis," *Proc. IEEE Intern. Conf. Multimedia Computing and Systems*, Florence, vol. 5, pp. 703-708, June 1999.
- [9] C. Garcia and G. Tziritas, "Face Detection Using Quantized Skin Color Regions Merging and Wavelet packet Analysis," *IEEE Trans. on Multimedia*, vol. 1, no. 3, pp. 264-277, September 1999.
- [10] DiVAN : Distributed audioVisual Archives Network(European Esprit Project EP 24956). <http://divan.intranet.gr/info>, 1997.
- [11] H. A. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade, "Neural network-based face detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 20, no. 1, pp. 23-38, January 1998.
- [12] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital Image Processing," Addison Wesley Longman, 1992.

- [13] Z. Pawlak, "Rough Sets," International Journal of Computer and Information Sciences, vol. 11, pp. 341-356, 1982.
- [14] Z. Pawlak, "Rough logic," Bulletin of the Polish Academy of Sciences, Technical Science 35, pp. 253-258, 1987.
- [15] Z. Pawlak, Rough Sets-Theoretical Aspects of Reasoning about Data, London : Kluwer Academic Publishers, 1991.
- [16] O. S. Byun and S. R. Moon, "Face Segmentation using HMMD and wavelet morphology in color image," Proceeding of WoSPA2002, I 권, pp. 31-34, 2002. 12. 17-18.
- [17] L. Rujie and Y. Baozong, "Eigenspace-Based Human Face Detection," Proceeding of ICSP2000, pp. 1305-1308, 2000.
- [18] E. J. Lee and S. H. Jung, "Image Categorization Using Color N×M-grams," Journal of Korea Information Science Society, vol. 25, no. 2, pp. 402-404, October 1998.
- [19] H. Wu, Q. Chen, and M. Yachida, "Face Detection from Color Images using a Fuzzy Pattern Matching Method," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, no. 6, pp. 557-563, June 1999.
- [20] H. A. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade, "Rotation Invariant Neural Network-Based Face Detection," tech. report CMU-CS-97-201, Computer Science Department, Carnegie Mellon University, December 1997.

 저 자 소 개

백 덕 수(정회원)
 대한전자공학회 논문지
 제 39권 TE편 제1호 참조



변 오 성(학생회원)
 1997년 원광대학교 전자공학과
 학사.
 2000년 원광대학교 전자공학과
 석사.
 2003년 원광대학교 전자공학과
 박사.

<주관심분야 : 신경망 시스템, 퍼지, 유전자 알고리즘, 지능시스템>



백 영 현(학생회원)
 2002년 원광대학교 전자공학과
 학사.
 2004년 원광대학교 전자공학과
 석사.
 2006년 현재 원광대학교
 전자공학과 박사과정.

<주관심분야 : 패턴인식, 초해상도, 퍼지, 신경망 시스템 등 >