

MPEG-7 텍스처 서술자의 홍채 인식에 대한 성능 비교

추 현 곤^{*} · 김 회 율^{**}

요 약

MPEG-7 텍스처 서술자에는 균등 질감(Homogeneous Texture), 경계 히스토그램(Edge Histogram), 텍스처 브라우징(Texture Browsing) 서술자가 있다. 본 논문에서는 이들 텍스처 서술자를 이용하여 홍채 인식에 대한 성능을 비교 분석한다. 전처리 과정을 통해 추출된 560장의 홍채 영상을 이용하여, 세 서술자에 대한 각 계수에 대한 군집화 효율성 비교와 에러 분포 비교를 통해 서로 다른 홍채 그룹에 대한 변별 능력을 비교한다. 실험 결과를 통해 세 서술자 중 균등 질감 서술자가 홍채 패턴을 인식하는 데 있어서 가장 효율적인 서술자로 나타났다. 그러나, 실험 결과는 기존의 홍채 인식 방법에 비해, MPEG-7 텍스처 서술자를 이용한 홍채 인식에 인식 성능 향상을 위한 노력이 필요함을 알 수 있다.

Comparisons of MPEG-7 Texture Descriptors for Iris recognition

Hyon-Gon Choo^{*} · Whoi-yul Kim^{**}

ABSTRACT

There are three texture descriptors in MPEG-7: Homogeneous Texture, Edge Histogram and Texture Browsing. In this paper, a comparative analysis is presented on the capability of MPEG-7 texture descriptors for iris recognition as part of an MPEG-7 application using descriptors. Through the experiments of comparing the clustering efficiency and error distribution of the descriptors using 560 iris images, their discriminating capabilities for different iris groups are analyzed. The results show that Homogenous Texture descriptor is the best discriminator among three descriptors to recognize the iris pattern. However, compared with the conventional iris recognition methods, it needs more efforts to enhance the results.

키워드 : MPEG-7 서술자(MPEG-7 Descriptor), 텍스처(Texture), 홍채(Iris), 인식(Recognition)

1. 서 론

홍채 인식은 영상의 텍스처 패턴을 이용한 인식 기법이다. 특히 홍채가 가지는 다양한 패턴으로 인해, 텍스처를 이용한 패턴인식에 있어서 좋은 대상으로 여겨져 왔다[1, 2].

최근 MPEG-7에서는 멀티미디어의 텍스처의 특징을 효율적으로 표현하기 위해, 균등 질감(Homogeneous Texture), 경계 히스토그램(Edge Histogram), 텍스처 브라우징(Texture Browsing) 서술자를 국제표준으로 정의하였다[3-5]. 국제 표준에서는 두 영상의 텍스처 사이의 정확한 유사도를 계산하고자 하는 경우, 균등 질감 서술자를 이용하고, 대략적인 텍스처의 특징을 이용한 검색을 원하는 경우, 텍스처 브라우징 서술자를 사용하며, 지역적인 분포를 이용한 검색을 원하는 경우 경계 히스토그램 서술자에 대한 이용을 권장하고 있다. 그러나, 이러한 분류는 구분이 모호하며, 또한 각각의 응용에 있어서의 각 서술자가 어느 정도의 성능을

보일 수 있는 지는 검토되지 않은 상태이다. 따라서 텍스처와 관련된 여러 분야에서의 각 서술자의 대한 활용에 대한 가능성을 검토할 필요가 있다.

따라서 본 논문에서는 홍채 인식에 있어서의 MPEG-7 텍스처 서술자 특징량의 성능 및 특징을 비교한다. 눈 영상에서 추출된 홍채 영상에 대해 각 서술자를 이용하여 특징량을 추출한 후, 추출된 특징량에 대하여 각 그룹에 대한 군집화 효율도에 대한 비교와 그룹에 대한 에러 분포를 바탕으로 홍채 인식에 대한 각 서술자의 성능에 대해서 분석한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 MPEG-7에 정의된 텍스처 서술자들에 대하여 설명하며, 3장에서 텍스처 서술자의 홍채 인식에 대한 적용 방법에 대해 설명한다. 4장에서는 실험에 대한 결과를 기술하며, 5장에서 실험 결과에 대하여 분석한다. 마지막으로 6장에서 본 논문의 결론을 제시한다.

2. MPEG-7 텍스처 서술자

MPEG-7 국제 표준에서는 텍스처 특징을 표현하기 위해 다음과 같이 질감 서술자가 정의되어 있다. 균등 질감

※ 본 연구는 정보통신부 정보통신연구진흥원에서 지원하고 있는 정보통신기초연구지원사업의 지원에 의한 것입니다.

* 준 회 원 : 한양대학교 대학원 전자통신전파공학과

** 종신회원 : 한양대학교 전자공학과 교수

논문접수 : 2003년 8월 16일, 심사완료 : 2004년 6월 12일

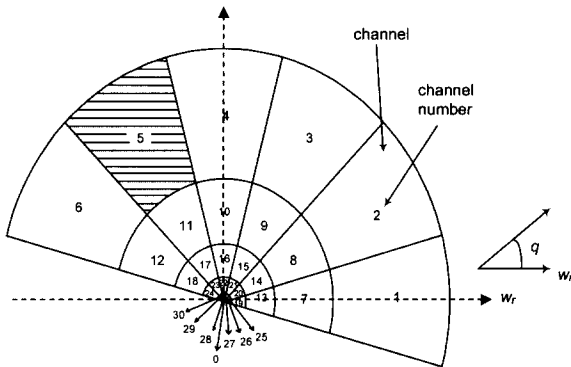
(Homogeneous Texture), 경계 히스토그램(Edge Histogram), 텍스처 브라우징(Texture Browsing). 다음에서 각각의 서술자의 특징 및 추출방법에 대해서 간략히 설명한다.

2.1 균등 질감 서술자

균등 질감 서술자(Homogeneous Texture Descriptor)는 영상의 주파수 각 대역에서의 평균 에너지와 에너지 분산을 이용하여 영역의 텍스처를 표현하는 서술자이다[3-5, 9-11].

2.1.1 특징 추출

균등 질감 서술자는 62개의 필드로 구성되어 있다. 영상의 전체 밝기의 평균과 분산을 필드의 처음과 두 번째 요소로 선택하고 있다. 나머지 60개 필드에 대해서 균등 질감 서술자는 주파수 대역에서의 에너지를 정의하기 위해 가버 필터(Gabor filter)를 이용한다. (그림 1)과 같이 30개 주파수 영역(6개의 방향 성분과 5단계의 스케일)을 가진 가버 필터 बैं크를 적용하여 계산한다.



(그림 1) 균등 질감 서술자를 위한 필터밴드의 주파수 설정

균등 질감 서술자를 이용한 에너지 성분의 추출은 다음과 같다.

먼저 텍스처 영상에 대해 라돈 변환(Radon transform)을 적용한 후, 1차원 푸리에 변환을 수행한다. 이제 푸리에 변환으로 얻은 주파수 성분에 대하여 가버 필터링을 수행한다. 각도 θ 에 대한 푸리에 변환하여 얻은 결과를 $P(\omega, \theta)$ 라 하면, $P(\omega, \theta)$ 에 대한 가버 필터링은 다음과 같이 나타난다.

$$H_i(\omega, \theta) = G_{p_i, r}(\omega, \theta) \cdot |\omega| \cdot P(\omega, \theta) \quad \text{where} \quad (1)$$

$$G_{p_i, r}(\omega, \theta) = \exp\left[-\frac{(\omega - \omega_s)^2}{2\delta_s^2}\right] \exp\left[-\frac{(\theta - \theta_r)^2}{2\delta_r^2}\right]$$

여기서, i 는 주파수 영역에서의 채널 번호를 나타내며, s 와 r 은 스케일(scale)과 방향성분을 의미한다.

필터링된 영상으로부터 각 채널 밴드에 대한 에너지의 평균과 표준편차를 구한다. 각 채널 밴드에서의 에너지 평균 e_i 와 에너지 표준편차 d_i 는 다음과 같다.

$$p_i = \sum_{\omega} \sum_{\theta} H_i^2(\omega, \theta) \quad \text{and} \quad e_i = \log [1 + p(i)] \quad (2)$$

$$q_i = \sqrt{\sum_{\omega} \sum_{\theta} [H_i^2(\omega, \theta) - p_i]^2} \quad \text{and} \quad d_i = \log [1 + q_i] \quad (3)$$

2.1.2 유사도 비교

두 텍스처 영상간의 거리는 아래 식 (4)와 같이 두 특징 벡터 간의 오차의 절대치에 대한 가중치의 합(weighted absolute difference)으로 계산된다.

$$d(TD_{query}, TD_{Database}) = \text{distance}(TD_{query}, TD_{Database}) = \sum_k \left| \frac{TD_{query}(k) - TD_{Database}(k)}{\alpha(k)} \right| \quad (4)$$

$\alpha(k)$ 는 정규화 수치로 제안된 논문에서는 1로 지정하였다.

2.2 경계 히스토그램 서술자

경계 히스토그램 서술자(Edge Histogram Descriptor)는 영상의 각 부분에서의 경계치의 분포를 이용하는 서술자이다[3-5]. (그림 2)와 같이 영상을 16개로 나눈 각 영역에서 4가지 방향성 경계(수평 수직 대각선)와 비방향성 경계의 총 다섯 가지의 값을 이용하여 경계 성분의 공간적 분포를 표현한다.

(그림 2) 영역 분할 및 이미지 블록의 예

16개 각 영역에서의 경계선 분포를 구하기 위해 전체 영상을 작은 이미지 블록으로 나눈다. 각 영역마다 특정 수의 블록으로 나눈다고 할 때, 블록의 크기(block_size)는 다음과 같이 정해진다.

$$x = \sqrt{\frac{\text{image_width} \times \text{image_height}}{\text{desired_num_block}}} \quad (5)$$

$$\text{block_size} = \left\lfloor \frac{x}{2} \right\rfloor \times 2 \quad (6)$$

여기서, image_width 와 image_height 는 각각 영상의 수

평과 수직 길이를 나타낸다. 블록의 수(*desired_num_of_block*)는 이미지 블록의 전체 개수이다. 16개 영역마다, 동일한 수의 블록이 존재하며, 이 블록에서의 대표 경계 방향에 대한 분포 히스토그램 값을 통해 영상의 텍스처를 분석한다.

2.2.1 특징 추출

하나의 영상 블록은 다시 상하좌우 4개의 하위 블록으로 나눈 후, 각 블록의 평균치를 이용하여 각 블록의 대표치로 나타낸다. 각 블록의 4개의 대표치에 대해 (그림 3)과 같은 마스크를 이용하여 각 에지 필터의 필터 계수를 추출한다.

$$\begin{matrix}
 \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} \sqrt{2} & 0 \\ 0 & -\sqrt{2} \end{bmatrix} \\
 \text{(a) ver_edge} & \text{(b) hor_edge} & \text{(c) dia45_edge} \\
 \\
 \begin{bmatrix} 0 & -\sqrt{2} \\ \sqrt{2} & 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \\
 \text{(d) dia135_edge} & \text{(e) non_edge}
 \end{matrix}$$

(그림 3) 에지 추출을 위한 필터 계수

(그림 3)(a)는 수직 방향, (그림 3)(b)는 수평 방향, (그림 3)(c)는 45도 방향, (그림 3)(d)는 135도 방향의 경계선 성분을 나타내며, (그림 3)(e)의 경우, 비방향성 경계선 성분에 대한 필터로 정의되어 있다. 5개의 필터에서 얻어진 계수 중 최대값이 임계치보다 크다면, 영상 블록은 이에 대응하는 경계를 가진 것으로 고려된다. 최대값이 임계치보다 작은 경우, 경계가 없는 영상 블록으로 판단한다.

각 영역 내의 각 블록에 대한 대표 경계선 방향에 대한 히스토그램을 통해 경계 히스토그램 특징량을 추출한다. 추출된 히스토그램은 표준에서 규정된 양자화 테이블에 따라서 각각 8단계(3Bit)로 양자화된다.

2.2.2 유사도 비교

경계 히스토그램 서술자의 유사도 계산은 영상 전체의 분포를 반영하기 위해 두 가지 단계로 구성된다. 먼저 80개의 특징량을 이용하여 전체 영상에 대한 경계 분포를 가지는 전역 경계 히스토그램(Global Edge Histogram)과 수평, 수직 방향으로 분포를 구성한 준 전역 경계 히스토그램(Semi Global Edge Histogram)를 먼저 생성한다.

전역 경계 히스토그램은 각 영역에서의 히스토그램을 누적하여 생성한다. 준 전역 경계 히스토그램의 경우, (그림 4)와 같이 16개의 영역을 각각 13개의 하위 그룹으로 묶어서 각 그룹내의 모든 영역에 대한 동일 방향의 빈(Bin)을 통합하여 계산한다. 따라서 영상에서 얻어진 80개 빈을 가진 경계 히스토그램의 특징 벡터는 그 거리 계산을 하기 위해서 5개 빈의 전역 경계 히스토그램과 65개 빈의 준 전역

경계 히스토그램을 포함한 150개의 빈을 가진 특징 벡터로 확장된다. 이 특징 벡터를 이용한 두 영상간의 거리는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned}
 \text{dist}(A, B) = & \\
 & \sum_{i=1}^{79} | \text{Local_Edge}_A[i] - \text{Local_Edge}_B[i] | \\
 & + 5 \times \sum_{i=0}^4 | \text{Global_Edge}_A[i] - \text{Global_Edge}_B[i] | \\
 & + \sum_{i=0}^{64} | \text{Semi_Global_Edge}_A[i] - \text{Semi_Local_Edge}_B[i] |
 \end{aligned} \quad (7)$$

여기서, $\text{Local_Edge}_A[i]$ 는 영상 A의 경계 히스토그램의 i 번째 특징값이며, $\text{Global_Edge}[i]$ 와 $\text{Semi_Global_Edge}[i]$ 는 i 번째의 전역 경계 히스토그램과 준 전역 경계 히스토그램을 나타낸다. 표준에서는 전역 경계 히스토그램의 빈의 개수가 작기 때문에 식 (7)과 같이 가중치를 높게 측정하여 전체적인 특징을 반영할 수 있도록 하였다.

(그림 4) 경계 히스토그램 서술자에서의 준 전역 경계 히스토그램 형성 방법

2.3 텍스처 브라우징 서술자

텍스처 브라우징(Texture Browsing) 서술자는 텍스처에 대한 인간의 지각 특성을 규칙성과 빈도, 방향성을 이용하여 규정한다[3-5]. 텍스처 브라우징 서술자는 다음과 같이 5개의 요소로 구성되어 있다.

$$\text{TB} = [v_1, v_2, v_3, v_4, v_5] \quad (8)$$

여기서 v_1 은 텍스처가 얼마나 규칙적으로 배열되어 있는지를 나타내며, 1~4까지의 값을 가진다. 값이 높을수록 더 높은 규칙성을 표현한다. v_2 과 v_4 는 텍스처 내에서 가장 강하게 나타나는 방향성을 표시하며, 1에서 6사이의 값을 가진다. v_3 과 v_5 는 텍스처의 빈도성을 표시하는 스케일을 나타내며, 1~4의 값을 가진다.

2.3.1 특징 추출

텍스처 브라우징 서술자의 필터링 과정은 균등 질감 서술자와 같이 가버 필터를 이용한다. 먼저 방향성 성분에 대한 계산은 가버 필터링된 영상으로부터 서로 다른 스케일(scale)로 계산된 방향 히스토그램을 이용한다. 4방향과 6단계의 스케일로 필터링된 영상으로부터 4개의 방향성에 대한 방

향 히스토그램을 추출한다.

$$H(s, k) = \frac{N(s, k)}{\sum_0^5 N(s, k)} \quad s = 0, \dots, 3 \quad \text{and } k = 0, \dots, 5 \quad (9)$$

여기서 $N(s, k)$ 는 s 번째 스케일과 k 번째 방향성 필터로 필터링된 영상 내에서 경계치보다 높은 크기를 가지는 픽셀의 수를 뜻한다. 히스토그램 내에서 극대성분의 위치는 지배적인 방향(dominant direction)을 나타낸다. 여러 방향에 대한 극대 성분들에 대해서 대조치(contrast)를 계산하여 가장 높은 대조치를 가지는 두 방향 성분이 v_2 과 v_4 로 선택된다.

규칙성과 빈도에 대한 특징은 앞에서 구한 주방향 성분 v_2 과 v_4 에 대한 라돈 변환을 이용한 투영성분을 이용한다.

$$P_H^{(mn)}(l) = \iint W_{mn}(x, y) \delta(x \cos \theta_{DO1} + y \sin \theta_{DO1} - l) dx dy \quad (10)$$

$$P_V^{(mn)}(l) = \iint W_{mn}(x, y) \delta(x \cos \theta_{DO2} + y \sin \theta_{DO2} - l) dx dy \quad (11)$$

여기서, $W_{mn}(x, y)$ 은 m 번째 스케일(scale), n 번째 방향성 필터에 의해 필터링된 영상이고, θ_{DO1} 과 θ_{DO2} 는 이전에 구한 두 방향 성분을 뜻한다. 각 스케일에 해당하는 투영 성분에 대해서 정규화된 자기 상관 함수(NAC)를 계산한다(투영성분에 대한 첨자표시는 편의상 생략하여 표시한다).

$$NAC(k) = \frac{\sum_{m=k}^{N-1} P(m-k)P(m)}{\sqrt{\sum_{m=k}^{N-1} P^2(m-k) \sum_{m=k}^{N-1} P^2(m)}} \quad (12)$$

이 자기 상관 함수의 극소점과 극대점을 계산하여 위치와 크기를 계산한다. 또 M 개의 극대점의 위치와 크기를 $p_posi(i)$, $p_magn(i)$ 라 하고, N 개의 극소점에 대한 극점의 위치와 크기를 $v_posi(j)$, $v_magn(j)$ 라 할 때, 투영 함수에 대한 다음과 같이 새로운 contrast를 계산한다.

$$contrast = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_magn(i) - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N v_magn(i) \quad (13)$$

주어진 극점들에 대해서 이웃하는 극점 사이의 거리 평균 dis 와 거리의 표준 편차를 std 를 계산하고 평균에 대한 표준 편차의 비 $g = std/dis$ 값이 기준치보다 작을 경우 후보지로 삼는다. 후보지들 중 최대 대조치를 가지는 스케일(scale) 성분을 뽑아서 빈도성 특징으로 삼는다. $P_H^{(mn)}$, $P_V^{(mn)}$ 에 대한 최대스케일 성분을 $m^*(H)$, $m^*(V)$ 라 하면 특징량은 다음과 같이 정의된다.

$$v_2 = m^*(H) \quad \text{and} \quad v_4 = m^*(V) \quad (14)$$

규칙성은 투영 함수를 이용한 주요 스케일(scale) 성분 (v_2, v_4)을 추출하기 위해 계산된 여러 후보지 성분이 근접한 스케일 또는 방향에 존재하는 지에 따라 계산한다.

만약 특정 후보 스케일에 대하여, 하나 이상의 후보지가 존재할 경우, 점수(V)를 1을 주고, 같은 방향의 해당 스케일에 하나 이상의 다른 후보지가 존재할 경우에는 0.5를 주며, 그 외에 다른 후보지가 존재하지 않을 경우에는 0.2를 부여한다. 이제 규칙성 수치 M_{img} 는 주요 방향 성분에 대한 각 방향에서의 규칙성 점수(M)에 의해 다음과 같이 계산된다.

$$M_{img} = M_H + M_V \quad \text{where } M = \sum_{i=1}^3 N_i * V_i \quad (15)$$

여기서 N_i 는 투영 함수에서의 후보지 개수이며, M_H 와 M_V 는 v_2 과 v_4 방향 성분에 대한 투영 함수에서 얻은 규칙성 점수를 의미한다. 여기서 얻게 되는 규칙성에 대한 점수 M_{img} 를 이용하여 다음과 같이 규칙성에 대한 특징량 v_1 을 추출한다.

$$\begin{aligned} v_1 &= 0 \quad \text{if } M_{img} < 5 \\ v_1 &= 1 \quad \text{if } 5 \leq M_{img} < 10 \\ v_1 &= 2 \quad \text{if } 10 \leq M_{img} < 20 \\ v_1 &= 3 \quad \text{if } M_{img} \geq 20 \end{aligned} \quad (16)$$

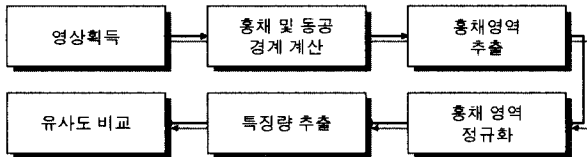
2.3.2 유사도 비교

텍스처 브라우징 서술자의 경우, 다른 텍스처 서술자와는 달리 거리함수가 정의되어 있지 않다. 단지 텍스처 브라우징 서술자를 이용하여 데이터베이스 내에 해당하는 특징을 가지고 있는 영상의 유무를 판단하는 등의 방법을 이용하여 검색 등에 사용이 가능하다.

3. 텍스처 서술자를 이용한 홍채 특징 추출

본 논문에서 사용된 텍스처 서술자를 이용한 특징 추출 과정은 (그림 5)와 같다. 먼저 카메라로 들어온 눈 영상에 대해서 동공 및 홍채 영역을 찾고, 이 홍채 영역을 추출한 다음, 동공의 중심과 홍채 영역의 중심을 보정한 후, 극좌표로 변환하는 정규화 과정을 거친다. 이 정규화된 홍채 영상에 대하여 여러 텍스처 서술자를 이용하여 홍채 패턴의 특징값을 추출한다. 제안된 논문의 홍채 영역의 추출 및 정규화 과정은 더그만의 방법을 이용하였다[6, 7]. (그림 6)은 정규화 과정을 통해 추출된 홍채 영역의 예를 보여준다. 제안

된 논문에서는 홍채 패턴의 특징값을 추출함에 있어서 속 눈썹, 눈꺼풀 등에 의하여 생기는 에러를 줄이기 위해 (그림 6)(a)에 표시된 것처럼 홍채 영역의 전체 영상이 위쪽 120도 영역(밝은 영역)을 제외한 아래 부분을 사용하였다. (그림 6)(b)는 극좌표로 변환된 홍채 영상의 예이며, 사각형 영역은 특징량을 추출하기 위해 사용되는 영역이다.



(그림 5) 홍채 특징량 추출 과정

(그림 6) 홍채 영상의 정규화

4. 실험 결과

제안된 논문의 실험을 위해 28명으로부터 양쪽 눈에 대하여 각각 10장의 눈 영상(총 560장)을 이용하였다. 눈 영상의 촬영에 대해서는 LG Iris의 EOU 2000 카메라 및 조명 시스템을 이용하였으며, MPEG-7 텍스처 특징 추출은 MPEG-7 XM code를 기반으로 하여 C++(Visual C++6.0)로 구현되었다. 560장의 홍채 영상은 640×480의 눈 영상으로부터 추출되어, (그림 6)과 같이 256×256의 크기로 정규화된 영상을 사용하였다.

4.1 군집화 효율성 비교

각 텍스처 서술자들의 군집화에 대한 효율성을 비교하기 위해, 먼저 각 텍스처 서술자들의 특징값을 각 그룹에 대하여 분석하였다. 그룹에 대한 특징 분석은 각 그룹 내부의(Within-class)의 표준편차와 각 그룹 평균값 사이의(Between-class) 표준편차를 계산하였다. 일반적으로 그룹 내부의 분산이 그룹간 분산에 비해서 작을수록 좋은 특징값이라고 할 수 있다.

각 텍스처 서술자들의 각 계수 별 그룹 간과 그룹 내부의 표준 편차는 (그림 7)과 같이 나타난다. 그룹 내부의 표준 편차의 경우, 그룹 평균으로 정규화시킨 값을 사용하였다. (그림 7)의 결과에서 군등 질감 서술자의 경우, 대부분의 특징값에 있어서 그룹 내부의 변화량이 그룹간 대표 변화량

보다 작음을 볼 수 있다. 경계 히스토그램의 경우, 히스토그램 값이 높게 나타나는 성분의 경우, 그룹 내부의 변화량과 그룹간 변화량의 비가 거의 같은 반면, 경계 성분이 적게 나타나는 수평 방향(중심 방향의 법선방향) 성분의 효율성이 좋은 것으로 나타났다. 반면에 텍스처 브라우징 서술자의 경우, 그룹 내부의 변화량이 그룹간 변화량보다 같거나, 큰 것으로 나타나, 주어진 영상에 대한 변별력이 가장 떨어짐을 알 수 있다.

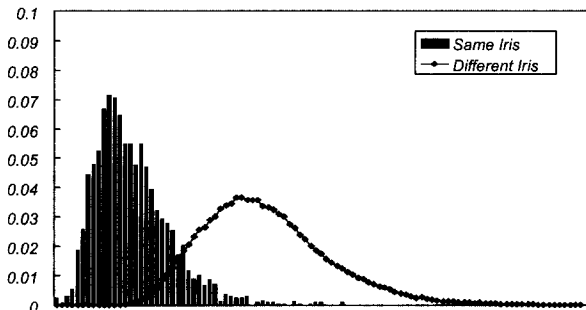
각 서술자에 대해 그룹 내부의 표준편차와 그룹 간 표준편차의 평균 비를 계산한 결과는 군등 질감 서술자의 경우, 0.41이 나타나며, 경계 히스토그램 서술자의 경우, 0.77이 나타났으며, 텍스처 브라우징 서술자의 경우, 1.41로 나타났다. 이를 비추어 볼 때 홍채 인식을 위한 각 계수들의 군집화 정도는 군등 질감 서술자가 가장 높다는 것을 알 수 있다.

(그림 7) 텍스처 서술자에 대한 군집화 효율성 비교

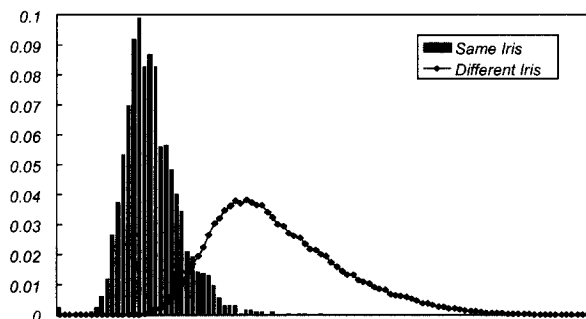
4.2 홍채 영상에 대한 인식 성능 비교

실험 영상에서 추출된 텍스처 특징량과 표준에 정의된 거리함수를 이용하여, 홍채 영상 데이터에 대한 인식 성능을 비교하였다. 단 텍스처 브라우징 서술자의 경우, 특징량에 대한 거리함수가 정의되어 있지 않기 때문에 본 실험에서는 균등 질감 서술자와 경계 히스토그램 서술자만을 대상으로 하였다. MPEG-7 텍스처 서술자의 홍채 인식에 대한 성능을 객관적으로 비교하기 위해 가버 필터를 이용한 방법과 인식 성능을 비교하였다[6-8]. 동일 홍채 사이의 거리와 서로 다른 홍채 사이의 거리의 히스토그램 분포는 (그림 8)과 같다.

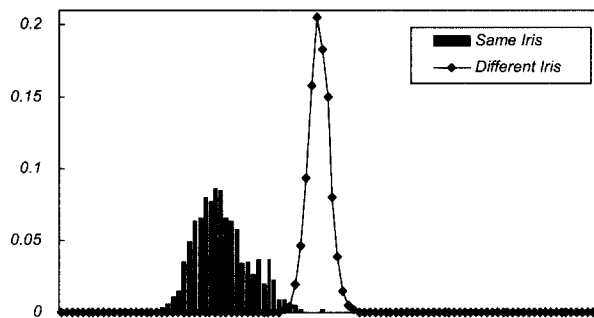
그림에서 "Same Iris"는 동일 눈의 홍채 영상 간의 거리 분포를 나타내며, "Different Iris"는 서로 다른 눈의 홍채 영상 간의 거리 분포를 나타낸다.



(a) 균등 질감 서술자



(b) 경계 히스토그램 서술자



(c) 가버 필터

(그림 8) 텍스처 서술자를 이용한 홍채의 거리(Distance) 분포

(그림 8)의 결과는 각 서술자로부터 얻어진 특징량을 이용한 유사도 거리는 가우시안(Gaussian) 분포와 유사함을 알 수 있다. 두 서술자의 거리 분포가 가우시안 분포를 따른다고 가정할 때, 동일 텍스처 서술자의 경우, 각 그룹의 평균과 분산은 <표 1>과 같이 나타났다.

<표 1> 거리 분포에 대한 가우시안 모델링 계수

	균등 질감		경계 히스토그램		가버 필터	
	Same Iris	Different Iris	Same Iris	Different Iris	Same Iris	Different Iris
평균(Mean)	0.14	0.39	0.17	0.40	0.30	0.48
분산(Variance)	0.24	0.46	0.38	0.47	0.26	0.04

<표 1>의 결과에서, 균등 질감 서술자의 두 개의 가우시안 거리 분포가 경계 히스토그램의 거리 분포에 비해 군집화의 효율성이 높게 나타나는 것을 알 수 있다. 그러나, 가버 필터를 이용한 거리 분포에 비해서는 상대적으로 낮은 군집화 효율성을 나타낸다.

다음으로 인식 성능의 비교를 위해 FAR과 FRR에 대해서 비교하였다. 비교한 결과는 <표 2>와 (그림 9)와 같이 나타났다. 전체 에러를 FAR과 FRR의 합으로 정의할 때, <표 2>의 결과로부터, 균등 질감 서술자는 임계치를 0.25로 둘 때, 0.121의 최소 에러를 보이며, 경계 히스토그램은 경계치를 0.24로 둘 때, 0.141의 최소 에러를 나타낸다. 이 결과는 균등 질감 서술자가 경계 히스토그램에 비해 약 2% 정도의 인식에러가 적게 나타나는 것을 보여준다. 그러나, 이 결과는 가버 필터의 에러의 합 0.008(임계치 : 0.44)에 비해 매우 높음을 알 수 있다.

<표 2> 경계치 변화에 따른 Error 변화

(a) 균등 질감 서술자

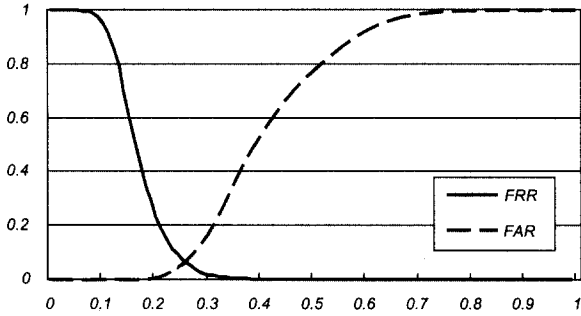
임계치(Threshold)	FAR	FRR	Total Error
0.24	0.090	0.031	0.121
0.25	0.078	0.041	0.119
0.26	0.069	0.054	0.123

(b) 경계 히스토그램 서술자

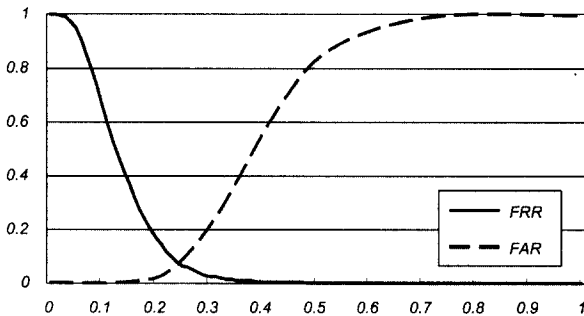
임계치(Threshold)	FAR	FRR	Total Error
0.23	0.098	0.048	0.146
0.24	0.077	0.064	0.141
0.25	0.065	0.083	0.148

(c) 가버 필터

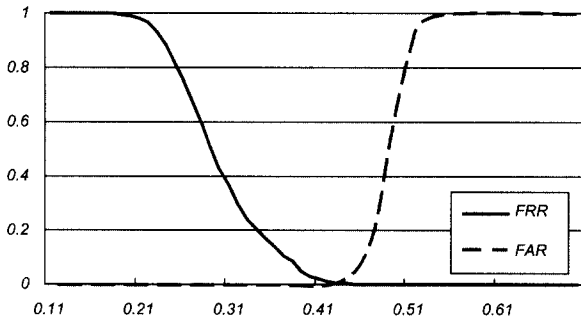
임계치(Threshold)	FAR	FRR	Total Error
0.43	0.002	0.007	0.009
0.44	0.005	0.003	0.008
0.45	0.024	0.001	0.241



(a) 균등 질감 서술자



(b) 경계 히스토그램 서술자



(c) 가버 필터

(그림 9) FAR-FRR 비교

5. 토 의

실험 결과에서 균등 질감 서술자가 다른 표준 텍스처 서술자에 비해 홍채 인식에 있어서 상대적으로 적합함을 알 수 있었다. 그럼에도 불구하고, 기존의 상용 시스템의 방법에 비해 매우 높은 어려움을 보인다. 이는 균등 질감 서술자 등 MPEG-7 텍스처 서술자가 영상 또는 영역 전체의 특징을 각 계수를 통해 기술함에 비해, 홍채의 경우, 홍채의 특징이 영상의 전체에 고르게 분포되어 있는 것이 아니라, 지역적으로 서로 다른 텍스처 성분으로 구성되어 있기 때문이다. 따라서, 홍채와 같이 지역적인 특징을 요구하는 경우, 이를 반영할 수 있는 보완방법이 필요하다.

예를 들어, 균등 질감 서술자의 경우, 영상을 일정한 영역으로 나눈 후, 각 영역별로 계수를 구하여, 지역적인 특성을 어느 정도 반영할 수 있다. <표 3>은 (그림 6)(b)의 사각형

홍채 영역을 4개의 영역으로 분할하고, 각 영역 별로 균등 질감 서술자의 특징값을 뽑았을 경우의 어려움에 대한 결과이다. <표 3>의 결과는 하나의 홍채 영역으로 추출한 경우에 비해 4개의 영역으로 나눠 특징을 추출한 경우 약 5%의 성능 향상을 보인다. 그럼에도 불구하고, <표 3>의 결과는 아직도 기존의 상용 홍채 인식 방법에 비해 여전히 낮은 인식율을 나타낸다. 따라서 앞으로 성능 향상을 위한 지속적인 연구가 필요하다.

<표 3> 4분할 영역에서의 균등 질감 서술자의 어려움

임계치(Threshold)	균등 질감 서술자(4분할)		
	FAR	FRR	Total
0.30	0.060	0.016	0.076
0.31	0.050	0.022	0.072
0.32	0.039	0.030	0.069
0.33	0.032	0.040	0.072
0.34	0.027	0.053	0.080

6. 결 론

본 논문에서는 MPEG-7 텍스처 서술자들을 이용한 홍채 인식 능력에 대하여 살펴보았다. 전처리 과정을 거친 560장의 홍채 영상에 대한 실험 결과를 통해, 각 텍스처 서술자들의 홍채 영상에 대한 통계적 특성을 비교하였다. 각 그룹에 대한 특징의 분포 및 FAR, FRR을 이용한 실험 결과는 균등 질감 서술자가 홍채 인식 성능이 가장 우수한 것으로 나타났다. 그러나, 실험 결과는 텍스처 서술자를 통한 홍채 인식에 대한 성능이 기존 방법에 비해 상당히 떨어짐을 보여주었다. 이는 홍채의 텍스처가 지역적으로 서로 다른 특징을 가지고 있는데 반해, MPEG-7 텍스처 서술자는 전체적인 영상의 텍스처 특징을 서술하기 때문이다. 텍스처 서술자의 영역 분할을 이용한 실험 결과를 통해, 지역적인 특징 반영을 이용하여 MPEG-7 텍스처 서술자의 인식 성능을 향상시킬 수 있음을 확인할 수 있었다. 그러나, 기존의 홍채 인식 결과에 비교할 때, 성능향상을 위한 지속적인 연구가 요구된다.

추후 연구과제로 각 서술자 특징 벡터에서 나타나는 군집화 효율성을 반영한 가중치 함수의 개발을 통해, 인식에 대한 어려움을 줄이는 연구를 할 예정이다.

참 고 문 헌

[1] R. Wildes, "Iris Recognition : An Emerging Biometric Technology," Proceedings of the IEEE, Vol.85, No.9, pp.1348-1363, Sep., 1997.
 [2] G. Williams, "Iris Recognition Technology," IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, pp.23-29, Apr., 1997.

- [3] B. Manjunath, P. Salembier and T. Sikora, Introduction to MPEG-7, John Wiley & Sons Ltd, 2002.
- [4] L. Cieplinski, W. Kim, J.-R. Ohm, M. Pickering and A. Yamada, "MPEG-7 Visual part of eXperimentation Model Version," ISO/IEC JTC1/SC29/WG11/N4548, Dec., 2001.
- [5] P. Beek et al., "Extraction and Use of MPEG-7 Descriptions," ISO/IEC JTC1/SC29/WG11/N4360, July, 2001.
- [6] J. Daugman, "How iris recognition works," IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 14, No.1, pp.21-30, Jan., 2004.
- [7] J. Daugman, "High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.15, pp.1148-1161, 1993.
- [8] J. Daugman, "The importance of being random : Statistical principles of iris recognition," Pattern Recognition, Vol.36, No.2, pp.279-291, Feb., 2003.
- [9] Yong Man Ro, Munchurl Kim, Ho Kyung Kang, B. Manjunath and Jinwoong Kim, "MPEG-7 Homogeneous Texture Descriptor," ETRI Journal, Vol.23, No.2, pp.41-51, June, 2001.
- [10] Yong Man Ro and Ho Kyung Kang, "Hierarchical rotational invariant similarity measurement for MPEG-7 homogeneous texture descriptor," Electronics Letters, Vol.36, No.15, pp.1268-1270, July, 2000.
- [11] B. Manjunath, J. Ohm, V. Vasudevan and A. Yamada, "Color and texture descriptors," IEEE Transactions on Circuits and

Systems for Video Technology, Vol.11, No.6, pp.703-715, June, 2001.

추 현 곤

e-mail : gon@vision.hanyang.ac.kr

1998년 한양대학교 전자공학과(공학사)

2000년 한양대학교 전자공학과(공학석사)

2000년~현재 한양대학교 전자통신전파공학과 박사과정

관심분야 : Contents-base Image/Video Retrieval, MPEG-7 표준화, Watermark, Biometrics

김 회 율

e-mail : wykim@hanyang.ac.kr

1980년 한양대학교 전자공학과(공학사)

1983년 미국 펜실베니아 주립대 (공학석사)

1989년 미국 퍼듀 대학(공학박사)

1985년~1985년 휴렛팩커드 연구원

1989년~1989년 텍사스 인스트루먼트 연구원

1989년~1994년 텍사스 대학교 조교수

1994년~현재 한양대학교 전자공학과 교수

관심분야 : Contents-base Image/Video Retrieval, MPEG-7 표준화, Computer/Machine Vision, Watermark, Biometrics