

다중 다층 퍼셉트론을 이용한 저해상도 홍채 영상의 고해상도 복원 연구

신광용[†], 강병준^{**}, 박강령^{***}, 신재호^{****}

요 약

홍채 인식은 고유한 홍채 패턴을 이용하여 신원을 확인하는 생체 인식 기술이다. 일반적으로 홍채인식에서는 홍채 직경이 200 화소(pixel) 이상 되는 고해상도 홍채 영상을 사용하며, 이런 경우 인식을 감소 없이 정확한 홍채 인식 결과를 얻는다고 알려져 있다. 이를 위해 기존의 홍채 인식 시스템들은 줌렌즈 카메라를 사용하지만, 이러한 카메라는 홍채 인식기의 가격과 크기를 증가시키는 요인이 된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 연구에서는 줌렌즈 카메라의 사용 없이 저해상도로 취득된 홍채 영상에서의 인식 정확도를 향상할 수 있는 방법을 제안한다. 본 연구에서는 기존의 방법과 비교하여 다음과 같은 두 가지 장점을 갖는다. 첫째, 기존의 연구에서는 홍채 직경이 200 화소 이하인 저해상도 영상에서의 홍채 인식 성능 감소에 대한 정량적 분석이 진행된 바 없다. 본 연구에서는 홍채 영상의 초점 정도, 눈꺼플 및 속눈썹 가림 정도의 영향을 배제하고, 홍채 영상의 크기 변화에 따른 인식율의 저하정도를 정량적으로 파악하였다. 둘째, 한 장의 저해상도 홍채 영상을 고해상도 영상으로 복원하기 위해 홍채 영역의 에지 방향에 따라 개별적으로 다르게 학습된 다중 다층 퍼셉트론을 적용함으로써, 복원된 영상에서의 인식 정확도를 향상시켰다. 원 영상대비 6%만큼의 크기로 축소된 저해상도 홍채 영상을 고해상도 영상으로 복원한 결과, 제안하는 방법에 의한 홍채 인식의 EER이 기존의 이중선형보간법에 의한 EER보다 0.133% (1.485% - 1.352%) 만큼 감소됨을 알 수 있었다.

A Study on the Restoration of a Low-Resoluition Iris Image into a High-Resolution One Based on Multiple Multi-Layered Perceptrons

Kwang Yong Shin[†], Byung Jun Kang^{**}, Kang Ryoung Park^{***}, Jae-ho Shin^{****}

ABSTRACT

Iris recognition uses a unique iris pattern of user to identify person. In order to enhance the performance of iris recognition, it is reported that the diameter of iris region should be greater than 200 pixels in the captured iris image. So, the previous iris system used zoom lens camera, which can increase the size and cost of system. To overcome these problems, we propose a new method of enhancing the accuracy of iris recognition on low-resolution iris images which are captured without a zoom lens. This research is novel in the following two ways compared to previous works. First, this research is the first one to analyze the performance degradation of iris recognition according to the decrease of the image resolution by excluding other factors such as image blurring and the occlusion of eyelid and eyelash. Second, in order to restore a high-resolution iris image from single low-resolution one, we propose a new method based on multiple multi-layered perceptrons (MLPs) which are trained according to the edge direction of iris patterns. From that, the accuracy of iris recognition with the restored images was much enhanced. Experimental results showed that when the iris images down-sampled by 6% compared to the original image were restored into the high resolution ones by using the proposed method, the EER of iris recognition was reduced as much as 0.133% (1.485% - 1.352%) in comparison with that by using bi-linear interpolation.

Key words: iris recognition(홍채 인식), interpolation method(보간법), low-resolution iris image(저해상도 홍채 영상), multiple multi-layered perceptrons(다중 다층 퍼셉트론)

※ 교신저자(Corresponding Author): 박강령, 주소: 서울 시 중구 필동 3가 26(100-715), 전화: 010)3111-7022, FAX : 02)2277-8735, E-mail: parkgr@dongguk.edu
접수일: 2009년 11월 6일, 수정일: 2009년 12월 4일
완료일: 2009년 12월 17일

[†] 준회원, 동국대학교 전자전기공학부 석박사통합과정 (E-mail: skyandla@dgu.edu)

^{**} 정회원, 한국전자통신연구원 휴먼인식기술연구팀 선임연구원 (E-mail: kangbyj@etri.re.kr)

^{***} 정회원, 동국대학교 전자전기공학부 부교수

^{****} 정회원, 동국대학교 전자전기공학부 교수 (E-mail: jhshin@dongguk.edu)

※ 이 논문은 학국과학재단 지정 생체인식 연구센터(BERC)의 지원을 받아 수행된 연구임.(No. R112002105070020(2009))

1. 서 론

홍채 인식은 사람 눈의 동공과 공막 사이에 존재하며 사람마다 고유한 특징을 갖는 홍채 패턴을 이용하여 사람의 신원을 확인(identification)하는 매우 신뢰도 높은 생체인식 기술로 알려져 있다. 홍채 인식은 홍채 인식 카메라로부터 취득한 홍채 영상에서 홍채 패턴의 특징을 추출하고, 등록된 홍채와의 특징 비교를 통해 사람의 신원을 확인한다. 따라서 홍채 영상의 품질은 홍채 인식 정확도에 많은 영향을 주는 중요한 요소이며, 일반적으로 홍채 직경이 200 화소(pixel) 이상인 홍채 영상이 인식을 감소 없이 정확한 홍채 인식 결과를 얻는데 적합한 품질 좋은 영상으로 알려져 있다[1]. 이는 홍채 영상의 해상도 감소가 유효한 홍채 패턴 정보를 감소시키기 때문이다. 현재 실용화되고 있는 대부분의 홍채 인식 시스템들은 줌렌즈(Zoom lens) 카메라를 사용하여 홍채 직경이 200 화소 이상인 고해상도 홍채 영상을 취득하고 있다[2-8]. 하지만 줌렌즈 카메라는 품질 좋은 고해상도 홍채 영상을 취득할 수 있도록 만들지만, 일반 카메라에 비해 매우 비싸기 때문에 홍채 인식 시스템의 전체 가격을 증가시키는 단점이 있으며, 이로 인해 홍채 인식기를 대중화 시키는데 큰 어려움을 준다[9]. 응용 분야에 따라 홍채 영상의 직경이 200 화소 이하인 저해상도 홍채 영상에서의 인식을 감소의 정도가 크게 문제되지 않을 경우에는 홍채 영상 취득을 위해 줌렌즈 카메라 대신 일반 카메라를 사용하여 홍채 인식 시스템을 구성할 수 있다. 물론, 최근에 카메라 화소수를 포함한 성능이 많이 향상되고는 있지만, 아직까지 메가픽셀급 카메라의 가격이 많이 비싼 상황인지라 가격 경쟁력 문제로 대부분의 상용 홍채 인식 시스템에서는 메가픽셀급 카메라를 사용

하지 않고 있다[2-8]. 특히 최근 하기 표 1과 같이 원거리에서 홍채 영상 취득 및 인식을 수행할 수 있는 원거리 홍채 시스템이 최근 활발히 개발 중이다. 표 1에서 보는 것처럼 대부분 원거리 시스템에서 메가픽셀급 카메라를 사용하더라도 직경 1cm 정도 크기의 홍채 영상을 먼 거리에서 취득하기 위하여 초점 거리가 긴 줌렌즈들을 사용하고 있는 상황이다. 이러한 줌렌즈들은 사이즈 및 무게가 크기 때문에, 전체 홍채 시스템의 크기 역시 증대시킨다. 또한 원거리 홍채 시스템에서 사용자의 움직임에도 홍채 영상을 잘 추적하기 위하여 일반적으로 많이 사용하는, 줌렌즈가 부착된 홍채 카메라를 구동하기 위한 패닝 및 틸팅 시스템의 크기와 가격 역시 증대시키는 문제가 있다. 한 예로 [13]의 연구에서 사용한 150~300 mm 줌렌즈의 경우 렌즈 직경이 7 cm, 렌즈 길이가 10.8cm, 렌즈 무게가 약 400 g 정도나 된다.

이에 본 연구에서는 이러한 긴 초점거리를 갖는 줌렌즈의 사용 없이 취득된 저해상도 홍채 영상을 고해상도로 바꿈으로써 줌렌즈의 크기와 무게를 줄이고, 결과적으로 전체 홍채인식 시스템의 크기와 무게 및 가격역시 줄이고자하는 것을 연구 목표로 삼는다. 이러한 이유로 기존에 많은 연구기관들에서 저해상도 홍채를 고해상도로 복원하는 연구를 수행하여 왔다[14-16].

기존에는 Daugman 교수에 의해 영상의 압축률에 따른 홍채 인식률 감소 정도에 대한 연구 결과가 발표된 바 있으나[17], 기존의 연구에서는 홍채 직경이 200 화소(pixel) 이상인 고해상도 홍채 영상과 홍채 직경이 200 화소 이하인 저해상도 홍채 영상간의 홍채 인식의 정확도가 얼마만큼 차이가 발생하는지에 대한 연구가 진행된 바 없다. 또한 홍채 영상의 공간 해상도에 따른 홍채 인식 성능 감소 정도를 측정하

표 1. 원거리 홍채 인식 시스템

개발사	시스템명	홍채영상 취득 Z거리 (미터)	줌렌즈 초점거리 (mm)	카메라픽셀 해상도 (pixels)
Sarnoff	Iris on the Move [10]	3	210	4 Mega
General Electric	A stand-off iris recognition system [11]	1.5	160	1,394×1,024
CASIA	Self-adaptive iris image acquisition system [12]	0.4~0.9	78	768×576
Biometrics Engineering Research Center (BERC)	Nonintrusive iris image acquisition system [13]	1.5~3	150~300	4 Mega

연구 역시 진행된 바 없다. 따라서 본 논문에서는 홍채 영상의 공간 해상도에 따른 홍채 인식의 정확성 감소정도를 측정함으로써 공간 해상도에 대한 홍채 영상 품질의 기준을 명확하게 제시하고, 저해상도 홍채 영상의 사용 가능성을 검토할 수 있도록 하였다.

현재 일반 저해상도 영상을 고해상도 영상으로 복원하기 위한 연구가 많이 진행되고 있지만[18], 지문, 얼굴 및 홍채와 같은 생체인식 영상에 적용한 예는 많지 않다. 기존의 연구에서 여러 장의 저해상도 홍채 영상들로부터 1 장의 고해상도 홍채 영상으로 복원하는 방법을 제안하였다. G. Fahmy는 얼굴 영상으로부터 얻어진 저해상도 홍채 영상 9장을 이용하여 고해상도 홍채 영상을 복원하는 연구를 수행하였다[16]. 여러 장의 저해상도 홍채 영상을 사용하여 단일 고해상도 홍채 영상으로 복원하기 위해서는 저해상도 홍채 영상간의 위치를 정합(registration)해야 한다. 하지만 여러 장의 저해상도 홍채 영상들간의 정확한 위치 정렬은 처리시간이 많이 소요되는 작업일 뿐만 아니라, 이 과정에서 발생된 위치 정렬 에러는 홍채 인식에서 등록된 사용자를 거부하는 에러인 FRR(False Rejection Rate)을 증가시키는 문제점을 가진다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 R. Barnard 등[15]은 다중 일반렌즈 카메라 (Compound-eye camera)를 이용하여 여러 장의 저해상도 홍채 영상을 동시에 촬영한 다음 여러 장의 저해상도 홍채 영상으로부터 단일 고해상도 홍채 영상을 복원하였다. 다중 일반렌즈 카메라를 통해 여러 장의 저해상도 홍채 영상 정합 시간을 단축할 수 있지만, 여러 대의 홍채 영상 취득용 카메라를 사용하므로 단일 카메라를 사용하는 일반적인 홍채 인식 시스템보다 비용과 처리시간이 증가되는 문제점이 발생하게 된다.

또한 기존의 연구에서 단일 저해상도 영상을 이용한 복원하는 방법도 제안되었다. Lee 등은 주성분 분석 방법(Principle Component Analysis)을 기반으로 하는 SVDD (Support Vector Data Description)를 사용하여 저해상도 얼굴 영상을 고해상도 얼굴 영상으로 복원하는 방법을 제안하였다[19]. 주성분 분석 방법은 다차원 특징 벡터로 이루어진 데이터에 대하여 높은 차원에서의 정보를 유지하면서 낮은 차원으로 차원을 축소시키는 다변량 데이터 처리 방법 중의 하나이다. 얼굴 인식에서는 얼굴 영상의 전역적 특징을 사용하기 때문에 낮은 차원으로 축소시키더라도

얼굴의 고유한 특징이 잘 유지되지만, 홍채 인식의 경우에는 홍채 영상의 지역적 특성을 사용하기 때문에 낮은 차원으로 축소하게 되면 홍채 영상의 고유한 특징이 잘 유지되지 못하는 문제점이 있다. 따라서 주성분 분석 방법을 홍채 영상에 적용하기에는 어려움이 따른다.

단일 저해상도 홍채 영상을 고해상도 영상으로 복원하는 방법은 Huang 등에 의해 제안되었다[14]. 제안된 방법은 고해상도 홍채 영상으로부터 고주파 정보를 지닌 영상을 추출하고 저해상도 영상으로부터 CSF (Circular Symmetric Filter)를 이용하여 중간 주파수 정보를 지닌 영상을 추출한 후, 고주파 영상과 중간 주파수 영상이 일치되는 영역들을 검색 벡터로 연결하는 학습을 수행하였다. 저해상도 영상으로부터 CSF를 이용하여 중간 주파수 정보를 지닌 영상을 추출하고, 학습된 검색 벡터를 이용하여 중간 주파수 영상의 영역과 일치하는 고주파 영상의 영역을 검출한 후, 이를 이용하여 고해상도 홍채 영상으로 복원하였다. 하지만 검색 벡터는 이동과 회전이 발생한 홍채 영상에는 강인하지 못하기 때문에 이때 발생한 매칭 에러로 인해 홍채 인식 성능이 감소되는 문제점이 있다. 또한 많은 학습에 의해 검색 벡터가 확장될 경우에는 검색을 위해 처리 시간이 오래 걸린다는 문제점이 발생된다. Shin 등은 홍채 패턴이 랜덤(random)하다는 특성을 고려하여 홍채 패턴에 대해 3개의 에지(edge) 방향성에 따른 다중 다층 퍼셉트론(multiple multi-layered perceptrons)과 이중 선형 보간법을 통한 홍채 영상 복원을 제안하였다[20]. 하지만 임의의 방향성을 가지는 홍채 패턴에는 다양한 에지 방향성을 포함하기 때문에 3개의 방향성(가로, 세로, non-edge)만을 고려해서는 정교한 복원을 하는데 한계가 따른다. 따라서 본 연구에서는 5개의 방향성(가로, 세로, 대각선, 반대각선, non-edge)을 고려한 다중 다층 퍼셉트론과 이중 선형 보간법을 기반으로 저해상도 홍채 영상을 고해상도 홍채 영상으로 복원하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 기존의 3개의 방향성을 고려한 방법에 비해 홍채 패턴의 랜덤한 특성을 더욱 정교하게 반영하기 때문에 홍채 인식의 정확성을 더욱 향상시킬 수 있었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. “2. 본론”에서는 다중 다층 퍼셉트론을 사용한 홍채 영상 복원 방법과 홍채 인식 알고리즘 과정에 대해 설명하고, “3. 실험

결과"에서는 CASIA Version 3 Interval 데이터베이스를 사용한 실험을 통해 축소된 홍채 영상의 인식 정확도와 제안하는 방법에 의한 홍채 인식 정확도를 측정하고 이를 분석한다. 최종적으로 "4. 결론"에서는 본 연구의 결론과 향후 연구방향에 대하여 언급한다.

2. 본 론

2.1 전체 흐름도

그림 1은 본 연구의 다중 다층 퍼셉트론과 이중 선형 보간법을 이용한 고해상도 홍채 영상 복원 및 인식 흐름도이다. 본 연구에서는 홍채 인식 시스템의 가격과 크기를 감소시키기 위해 줌렌즈 카메라 대신 일반렌즈 카메라를 사용하여 저해상도 홍채 영상을 취득하게 된다. 이때 취득된 단일의 저해상도 홍채 영상 내 지역적 영역에서 홍채 패턴의 방향성을 추정 한 후(수식 (6)), 각 방향성 별로 따로 학습된 전체 다중 다층 퍼셉트론(multiple multi-layered perceptron) 중 해당 다층 퍼셉트론 및 이중 선형 보간법(bilinear Interpolation)을 이용하여 고해상도 홍채 영상으로 복원한다. 제안된 방법에 의해 복원된 고해상도 홍채 영상으로부터 홍채 영역을 검출하고, 홍채 패턴 이외의 불필요한 정보인 눈꺼풀, 속눈썹, 반사광 등을 검출한 후, 홍채 패턴의 특징 코드를 검출하여 홍채 인식을 수행한다.

2.2 홍채 패턴의 방향성 추정 및 고해상도 홍채 영상 복원

일반적으로 영상 복원 방법이란 취득된 저해상도

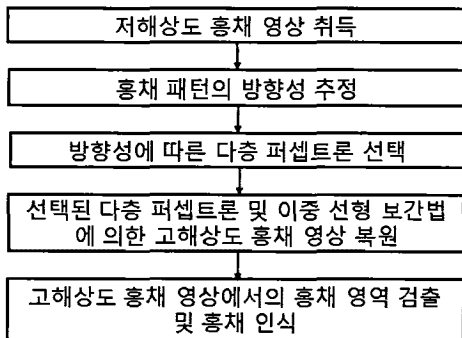


그림 1. 다중 다층 퍼셉트론을 이용한 고해상도 홍채 영상 복원 및 인식 흐름도

영상을 이용하여 고해상도 영상으로 복원하는 것을 말한다. 이때 고해상도 영상과 저해상도 영상 간에는 식 (1)과 같은 관계가 존재하게 된다[18].

$$y_k = DB_k M_k x + n_k \quad \text{for } 1 \leq k \leq p \quad (1)$$

M_k 는 영상의 이동(Translation)과 회전(Rotation)을 나타내고, B_k 는 광학 흐림 (Optical Blur) 및 움직임에 의한 흐림(Motion Blur) 기반 카메라의 센서에서 발생하는 PSF (Point Spread Function)를 나타낸다. D 는 다운 샘플링(down-sampling) 함수를 나타내고, x 는 원본 고해상도 영상을 나타내며, n_k 는 노이즈를 나타낸다. 마지막으로 y_k 는 저해상도 영상을 나타낸다[18]. 여기서 D 를 자세히 분석하면, 그림 2와 같이 저해상도 센서에서 영상 간축 시 이웃하는 주변 네 화소의 가중치 곱들의 합으로 구성되므로 그림 2와 같은 PSF가 나타나게 된다. PSF는 그림 2에서 보는 것과 같이 공간적 화소 평균 연산기의 역할을 하게 된다[18].

고해상도 영상 복원 방법에는 여러 장의 저해상도 영상을 정합하여 복원하는 방법과, 단일 저해상도 영상으로부터 복원하는 방법이 있다. 그림 3은 여러 장의 저해상도 영상을 취득한 후, 정합하여 복원하는 방법을 보여주고 있다. 여러 장의 저해상도 영상을

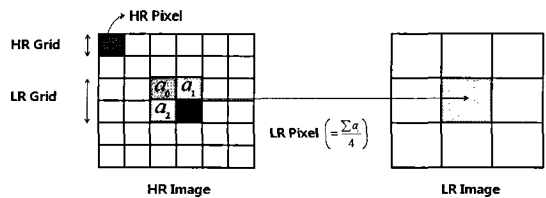


그림 2. 저해상도 센서 PSF(Point Spread Function) [18]

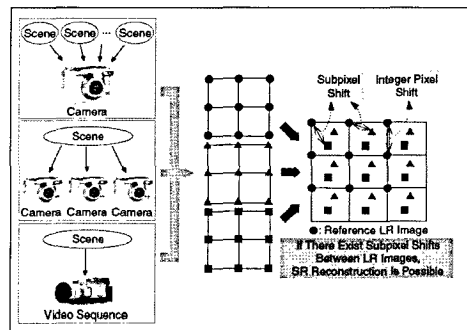


그림 3. 여러 장을 이용한 영상 취득과 영상 복원 과정 [18]

취득하는 방법에는 하나의 카메라를 사용하여 여러 번 촬영함으로써 여러 장의 저해상도 영상을 취득하는 방법과, 여러 대의 카메라 (Compound-Eye Lens Camera)로 다양한 각도에서 동시에 여러 영상을 취득하는 방법, 비디오 시퀀스를 통해 연속적인 저해상도 영상을 취득하는 방법 등이 있다. 이렇게 취득된 여러 장의 저해상도 영상으로부터 부화소(Sub-pixel) 단위의 움직임을 추정하고, 그림 3과 같이 각각의 저해상도 영상을 정합하는 것을 통해 고해상도 영상으로 복원한다. 하지만 여러 장의 저해상도 영상으로부터 고해상도 영상으로 복원하기 위해서는 여러 장의 저해상도 영상을 취득해야 하는데, 한 대의 카메라를 사용하는 경우에는 여러 번의 촬영으로 인해 처리 시간이 증가되는 문제점이 있으며, 여러 대의 카메라를 사용할 경우에는 시스템 비용과 크기가 증가되는 문제점이 발생된다. 특히, 홍채 영상에서는 동공이 축소되거나 확대될 경우에 홍채 인장 특성에 따라 가변적으로 홍채 영역이 변화하고 또한 눈꺼풀, 속눈썹 등의 가림 정도가 연속영상에서 달라지므로, 여러 장의 저해상도 홍채 영상을 정합하기 어려운 문제점이 있으며, 정합 시 발생하는 오류로 인해 홍채 인식의 정확도가 감소하는 문제점이 있다. 단일 저해상도 영상으로부터 고해상도 영상을 복원하기 위해서는 식 (1)의 역 과정을 이용하여 y_k 로부터 x 을 구해야 하는데, 기존에는 일반적으로 반복적인 복원 (Iterative Restoration) 방법을 통해 영상의 회전, 이동, 광학 및 움직임 흐림 등의 파라미터를 예측해야 하므로 처리 시간이 오래 걸린다는 단점이 있다[18].

홍채 인식 시스템에서는 홍채 인식을 위해 실시간

처리가 보장되어야 하기 때문에 본 논문에서는 실시간 처리를 위해 단일 저해상도 홍채 영상으로부터 다중 다층 퍼셉트론과 이중 선형 보간법을 사용하여 고해상도 홍채 영상으로 복원하는 방법을 제안한다. 일반렌즈 카메라로 홍채 영상을 취득할 경우, 일반적으로 홍채 직경이 200화소(pixel) 미만인 저해상도 홍채 영상이 취득되고, 저해상도 홍채 영상에서는 홍채 영역의 중간 주파수 및 고주파 성분의 손실이 발생되기 때문에 홍채 인식의 정확도가 감소된다. 영상 보간법을 이용하여 홍채 직경이 200화소 이상 되는 홍채 영상을 취득할 경우, 저해상도 홍채 영상에 비해 인식 정확도가 향상되지만 적은 수의 픽셀 정보만을 이용하여 홍채 영상을 복원하기 때문에 중간 주파수와 고주파수 성분들을 보상하는 것에 한계가 따른다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 홍채 패턴의 5개의 에지 방향성을 고려한 5개의 다중 다층 퍼셉트론들을 학습시키고, 이를 통해 손실된 중간 주파수 및 고주파 성분들을 보상해줌으로써 홍채 인식의 정확도를 향상시키는 방법을 제안한다.

본 연구에서 입력, 은닉, 출력 층으로 구성된 다중 다층 퍼셉트론을 사용하였다. 사용된 다중 다층 퍼셉트론의 각각의 층 노드 수는 다음과 같이 구성하였다. 우선 저해상도 입력 영상의 이웃하는 4개의 화소를 입력으로 받기 때문에 축소된 해상도에 상관없이 입력 층의 노드의 수를 4로 고정시켰다. 또한 실험 결과를 통해 은닉 층의 노드의 수가 9개 일 때 최소의 학습 에러를 얻을 수 있었기 때문에 은닉 층의 노드 수를 9개로 고정시켰다. 하지만 출력 층의 노드의 수는 저해상도 영상 크기에 따라 결정하였다. 그림 4(a)

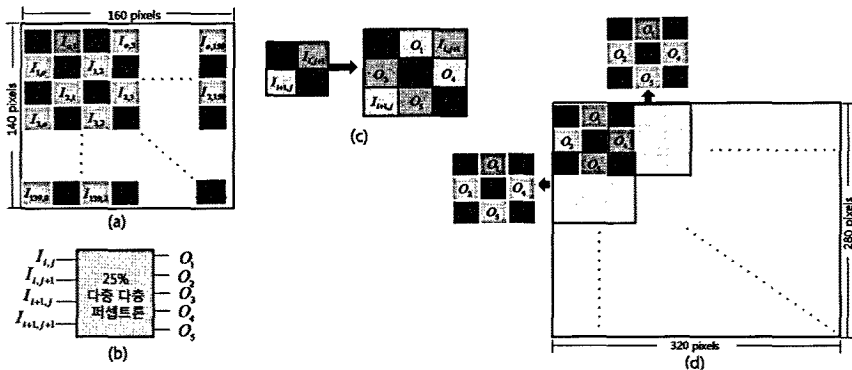


그림 4. 25% 해상도에 따른 다중 다층 퍼셉트론 적용 과정 (a) 25% 축소 영상 (160×140 화소) (b) 25% 영상 복원을 위해 학습된 다중 다층 퍼셉트론 개념도 (c) 저해상도 입력 값과 다중 다층 퍼셉트론으로 얻은 출력 값 배치 (d) 저해상도 입력과 다중 다층 퍼셉트론을 통해 얻은 출력 값을 이용하여 얻은 고해상도 영상

에서 보는 바와 같이 원 영상(320×280 화소)에 비해 세로와 가로축으로 2배씩 축소된 25% 영상(160×140 화소)일 경우 그림 4(b)와 같이 출력의 노드를 5개를 갖는 다중 다층 퍼셉트론을 형성한다. 이때 25% 축소된 영상에서 출력 노드를 5개로 결정함으로써 다중 다층 퍼셉트론으로 원 영상을 복원할 수 있기 때문이다. 25% 영상에서 사용되는 다중 다층 퍼셉트론은 그림 4(c)와 같이 저해상도 영상의 화소를 입력값으로 사용하고, 원 영상에서 이에 해당하는 출력값(O_1, O_2, \dots, O_5)과의 학습을 통해 구성하였다. 즉, 그림 4(d)에 나와 있는 것과 같이 저해상도 영상에서 손실된 원본 고해상도 영상의 픽셀값 (O_1, O_2, \dots, O_5) 등을 그림 4(b) 및 (c)와 같이 4개의 저해상도 입력픽셀 ($I_{ij}, I_{i,j+1}, I_{i+1,j}, I_{i+1,j+1}$) 및 미리 학습된 신경망을 통해 얻게 된다. 그림 4(d)는 그림 4(b)의 학습된 다중 다층 퍼셉트론을 통해 그림 4(c)와 같은 구조로 출력값(O_1, O_2, \dots, O_5)을 채워가는 과정을 나타낸 것이다.

25%의 축소영상을 원 영상(320×280 화소)으로 복원할 경우에, 그림 4(a)의 저해상도 영상에서 ($I_{0,0}, I_{0,1}, I_{1,0}, I_{1,1}$), ($I_{0,1}, I_{0,2}, I_{1,1}, I_{1,2}$), ..., ($I_{M-2,N-2}, I_{M-2,N-1}, I_{M-1,N-2}, I_{M-1,N-1}$) 등의 4개의 화소 값을 다중 다층 퍼셉트론의 입력으로 사용하여 다중 다층 퍼셉트론의 출력 결과를 통해 그림 4(d)와 같이 고해상도 영상으로 복원한다. 여기서 M 과 N 은 저해상도 영상의 가로 화소수와 세로 화소수를 의미하며 25% 저해상도 영상에서 M 은 160, N 은 140이다. 그림 4 (c)에 나와 있는 3×3 마스크를 그림 4 (d)와 같이 수평 및

수직방향으로 3픽셀씩 겹쳐가면서 (overlapping) 적용하므로, 결과적으로 320×240 픽셀의 원 영상을 얻게 된다. 그림 7(b)는 25% 저해상도 영상의 다중 다층 퍼셉트론을 기반으로 한 고해상도 영상 복원 결과를 보여준다.

그림 5는 다중 다층 퍼셉트론을 이용한 11%의 저해상도 영상을 복원하는 과정을 보여주고 있다. 11%의 다중 다층 퍼셉트론은 그림 4(b)와는 다르게 출력의 노드를 4개를 갖는 다중 다층 퍼셉트론이다. 25%의 경우에는 출력 노드 5개로 복원에 필요한 모든 화소를 채울 수 있지만, 11% 영상을 원 영상 크기로 복원하려면 그림 5(c)에서 보는 것과 같이 입력 4개를 이용해서 12개의 출력을 얻어야만 한다. 하지만 다중 퍼셉트론이 12개의 출력 노드를 가질 경우 다양한 홍채 패턴의 특성으로 인해 학습 시에 높은 학습 에러율을 보였으며, 이로 인해 복원 에러율의 증가와 함께 홍채 인식 정확도 감소가 나타났다. 따라서 본 논문에서는 세로와 가로축으로 3배씩 축소된 11% 영상(106×93 화소)의 경우에는 그림 5(b)에서 보는 바와 같이 4개의 출력 노드를 사용하였다. 11%의 다중 다층 퍼셉트론의 경우 그림 5(c)와 같은 입력값과 출력값의 구조를 이루게 하였고, 저해상도 영상의 화소가 입력되면 이에 해당하는 원 영상의 화소를 출력 값으로 나오게 하도록 학습을 하였다. 25%의 복원 방법과 동일하게, 11%의 다중 다층 퍼셉트론의 입력으로 그림 5(a)의 저해상도 영상에서 ($I_{0,0}, I_{0,1}, I_{1,0}, I_{1,1}$), ($I_{0,1}, I_{0,2}, I_{1,1}, I_{1,2}$), ..., ($I_{M-1,N-1}, I_{M-1,N}$

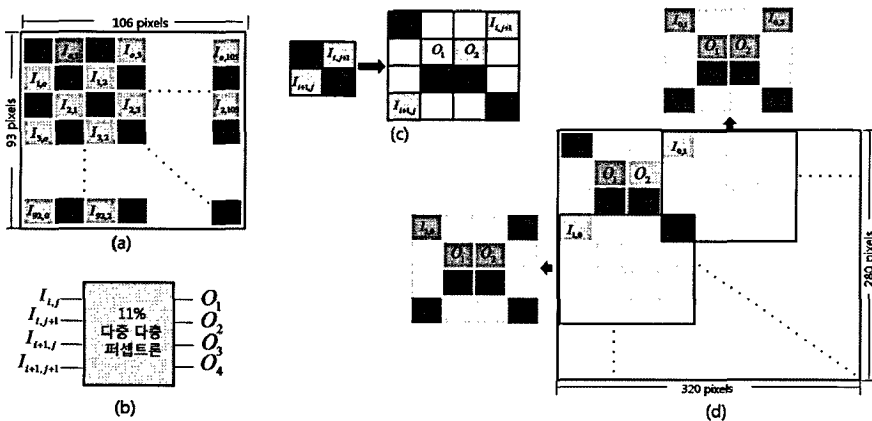


그림 5. 11% 해상도에 따른 다중 다층 퍼셉트론 적용 과정 (a) 11% 축소 영상 (106×93 화소) (b) 11% 영상 복원을 위해 학습된 잘못된 계산식다중 다층 퍼셉트론 개념도 (c) 저해상도 입력 값과 다중 다층 퍼셉트론으로 얻은 출력 값 배치 (d) 저해상도 입력과 다중 다층 퍼셉트론을 통해 얻은 출력 값을 이용하여 얻은 고해상도 영상

$I_{M,N-1}$, $I_{M,N}$ 등의 형태로 4개의 화소를 다중 퍼셉트론의 입력으로 사용하여 다중 다중 퍼셉트론의 출력 결과를 통해 그림 5(d)와 같이 고해상도 영상으로 복원한다. 25% 축소영상과 마찬가지로 그림 5 (c)에 나와 있는 4×4 마스크를 그림 5 (d)와 같이 수평 및 수직방향으로 4픽셀씩 겹쳐가면서 (overlapping) 적용하므로, 결과적으로 320×240 픽셀의 원 영상을 얻게 된다. 그림 8(b)는 다중 다중 퍼셉트론을 이용하여 복원한 결과를 보여주며, 4개의 입력 화소로부터 12개의 출력 화소를 만들어 복원해야 하지만 출력 노드를 4개만 사용하기 때문에 빈 화소가 존재하여 검정색 격자무늬가 발생하게 된다. 이러한 빈 화소의 문제는 이중 선형 보간법을 통해 해결하였으며, 최종적으로 그림 8(c)와 같은 복원된 영상을 얻을 수 있게 된다.

가로와 세로축으로 4배씩 축소된 6% 영상(80×70 화소)의 경우에는 그림 6(b)와 같이 5개의 출력 노드를 사용하였다. 11%의 다중 다중 퍼셉트론과 같이 6%의 다중 다중 퍼셉트론도 복원에 필요한 21개의 출력 노드를 사용하는 경우 학습 에러를 높이기 때문에, 5개의 출력 노드를 사용하여 적용하였다. 전술한 방법인 25%와 11%의 방법과 동일하게 그림 6(a)와 같은 저해상도 영상에서 4개의 화소 값을 입력으로 사용하여 다중 다중 퍼셉트론의 출력 값을 통해 그림 6(d)와 같이 고해상도 영상으로 복원한다. 그림 6 (c)에 나와 있는 5×5 마스크를 그림 6 (d)와 같이 수평 및 수직방향으로 5픽셀씩 겹쳐가면서 (overlapping) 적용하므로, 결과적으로 320×240 픽셀의 원 영상을

얻게 된다. 그림 9(b)는 다중 다중 퍼셉트론을 통해 복원한 결과를 보여주며, 11% 저해상도 영상 복원과 마찬가지로 빈 화소의 문제가 발생하여 검정색 격자무늬가 발생한다. 따라서 이중 선형 보간법을 통해 빈 화소의 문제를 해결하여 그림 9(c)와 같은 고해상도 복원 영상을 얻게 된다.

한편 단일 다중 퍼셉트론을 이용한 홍채 영상 복원의 경우에는 홍채 패턴의 랜덤한 특성으로 인해 홍채 영상 복원의 성능이 감소되는 문제점이 있었다. 따라서 본 논문에서는 홍채 패턴의 5개의 에지 방향성을 고려하여 5개의 다중 다중 퍼셉트론을 병렬적으로 사용하였다. 에지 방향성은 가로, 세로, 대각방향 (diagonal), 반대각방향(anti-diagonal), non-edge로 총 5개로 분류하였다. 표 2는 본 논문에서 실험에 사용한 CASIA Version 3 Interval 영상을 통해 홍채 패턴의 3개의 에지 방향성을 고려했을 때의 에지 분포를 나타냈으며, 표 3은 본 논문에서 제안하는 5개의 에지 방향성을 고려했을 경우의 에지 분포를 보여주고 있다. 3개의 에지 방향성을 고려했을 경우보다, 5개의 에지 방향성을 고려하게 됨으로써 세로, 가로, 대각 및 에지가 아닌 영역(non-edge)의 방향성을 더욱 정교하게 분류할 수 있고, 이러한 정교한 분류는 고해상도 복원된 홍채 영상의 인식 성능을 향상시키는데 중요하게 작용하게 된다.

식 (2)~(5)의 $I_{p,q} \sim I_{p+1,q+1}$ 는 그림 4에서 보는 바와 같은 다중 다중 퍼셉트론의 입력 값을 나타낸다.

$$v = |(I_{p,q} + I_{p+1,q}) - (I_{p,q+1} + I_{p+1,q+1})| \quad (2)$$

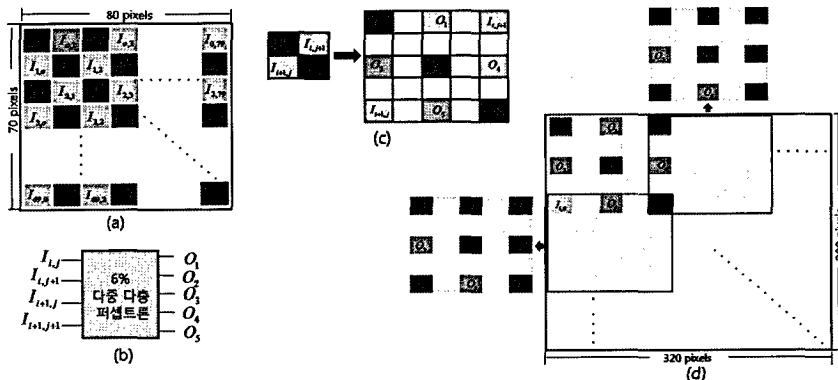


그림 6. 6% 해상도에 따른 다중 다중 퍼셉트론 적용 과정 (a) 6% 축소 영상 (80×70 화소) (b) 6% 영상 복원을 위해 학습된 다중 다중 퍼셉트론 개념도 (c) 저해상도 입력 값과 다중 다중 퍼셉트론으로 얻은 출력 값 배치 (d) 저해상도 입력과 다중 다중 퍼셉트론을 통해 얻은 출력 값을 이용하여 얻은 고해상도 영상

표 2. 홍채 패턴의 3개의 에지 방향성에 따른 에지 분포

	에지 분포율 (%)		
	25% 축소영상	11% 축소영상	6% 축소영상
가로 방향	30.2%	29.4%	30.2%
세로 방향	24.6%	29.1%	32.9%
에지가 아닌 영역 (non-edge)	45.2%	45.5%	36.9%

표 3. 홍채 패턴의 5개의 에지 방향성에 따른 에지 분포

	에지 분포율 (%)		
	25% 축소영상	11% 축소영상	6% 축소영상
가로 방향	30.2%	29.4%	30.2%
세로 방향	24.6%	29.1%	32.9%
에지가 아닌 영역 (non-edge)	45.2%	45.5%	36.9%

$$h = |(I_{p,q} + I_{p,q+1}) - (I_{p+1,q} + I_{p+1,q+1})| \quad (3)$$

$$d = |(I_{p,q} + I_{p+1,q+1}) - (I_{p,q+1} + I_{p+1,q})| \quad (4)$$

$$d' = (I_{p,q} + I_{p+1,q+1}) - (I_{p,q+1} + I_{p+1,q}) \quad (5)$$

$$D = \begin{cases} \text{vertical} & \text{if } (v-h) + (v-d) > 2T \\ \text{horizontal} & \text{if } (h-v) + (h-d) > 2T \\ \text{diagonal} & \text{if } (d-v) + (d-h) > 2T \text{ and } d > 0 \\ \text{anti-diagonal} & \text{if } (d-v) + (d-h) > 2T \text{ and } d < 0 \\ \text{non-edge} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

식 (6)의 T 는 에지방향을 결정하는 임계치 (threshold) 값이며, 최소 홍채 인식 에러율을 나타내도록 실험적으로 결정되었다. 본 논문의 실험에서는 원 영상보다 25% 크기로 축소된 영상에서의 각각의 에지 방향성을 분류하기 위해서 T 를 8로 결정하였으며, 11%에서는 T 를 9로, 6%에서는 T 를 10으로 결정하여 5개의 에지 방향성을 분류하였다. 영상의 해상도 축소가 커질수록 입력 화소 ($I1 \sim I4$) 간의 화소의 차이 값이 증가하게 된다. 따라서 축소에 따라 T 의 값을 증가시켜 에지방향을 정확하게 분류할 수 있도록 하였다. 본 논문에서는 전향 단계와 후향 단계를 거쳐 연결 강도를 갱신하여 학습 에러를 줄이는 역전파 (back-propagation) 알고리즘을 통해 각각의 에지 방향에 상응하는 5개의 다중 다층 퍼셉트론을 학습시킨 후, 식 (6)에 의해 결정되는 에지 방향에 따라서 적합한 다중 퍼셉트론을 선택하여 출력 화소 값을 얻었다[21]. 5개의 다중 퍼셉트론 학습 시에 홍

채 인식에 불필요한 눈꺼풀과 속눈썹은 제외하여 학습 에러를 감소시켰다. 전술한 바와 같이 본 논문에서는 저해상도 입력 화소 값과 5개의 다중 다층 퍼셉트론을 통해 결정된 출력 화소 값을 기반으로 이중 선형 보간법을 사용하여 나머지 화소 값들을 복원하였다. 표 8~표 12에서 보는 바와 같이 이중 선형 보간법 (bi-linear interpolation)이 다른 영상 보간법들보다 우수한 홍채 영상 복원 성능을 나타냈다. 이중 선형 보간법은 4개의 가장 가까운 주변 화소를 참조하고, 새롭게 생성되는 화소는 주변 네 화소의 가중치 곱들의 합으로 얻어진다. 홍채 인식은 홍채 영상의 지역적인 정보를 이용해서 인식하기 때문에 4개의 주변 화소를 참조하는 이중 선형 보간법이 16개의 주변 화소를 참조하는 다른 보간법들보다 홍채 영상의 지역적인 특징을 더욱 잘 반영하였고, 이로 인해 이중 선형 보간법을 사용한 복원 방법의 홍채 인식의 정확성이 높았다. 그림 7은 25%로 축소된 영상을 제안하는 5개의 다중 다층 퍼셉트론을 통해 복원한 결과영상을 보여주며, 그림 8, 9는 각각 11%로 축소된 영상과 6%로 축소된 영상을 제안하는 방법에 의해 복원한 결과를 보여준다. 그림 8(b), 9(b)는 그림 7(b)와 다르게 검은 격자무늬가 나타나는데, 이는 그림 5(c) 및 6(c)에 나타난 바와 같이, 11%와 6%의 다중 다층 퍼셉트론을 통해 복원할 때 빈 화소가 존재하기

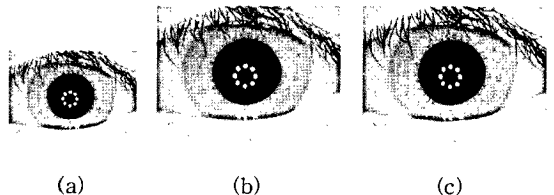


그림 7. 25% 복원 결과 (a) 25% 영상(160×140) (b) 다중 퍼셉트론에 의해 복원된 영상(320×280) (c) 원 영상(320×280)

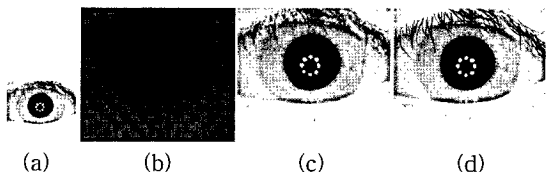


그림 8. 11% 복원 결과 (a) 11% 영상(106×93) (b) 다중 퍼셉트론에 의한 결과 영상(320×280) (c) (b)영상에 대한 이중 선형 보간 결과 영상 (320×280) (d) 원 영상 (320×280)

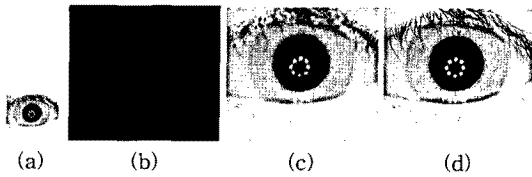


그림 9. 6% 복원 결과 (a) 6% 영상(80×70) (b) 다중 퍼셉트론에 의한 결과 영상(320×280) (c) (b)영상의 이중 선형 보간 결과 영상 (320×280) (d) 원 영상 (320×280)

때문이다. 따라서 본 논문에서는 이중 선형 보간법을 사용하여 최종적으로 그림 8(c), 9(c)와 같은 영상으로 복원한다.

3. 실험결과

본 논문은 영상간축(Decimation)에 따른 인식률 감소 정도 측정과 영상 보간법을 이용해 축소된 홍채 영상을 확대하여 인식률을 측정해보는 실험에서 CASIA Version 3 Interval 영상을 사용했다[24]. 실험에서 직접 카메라를 이용하여 동일한 홍채에 대한 저해상도 및 고해상도 홍채 영상을 취득하여 실험하는 것이 일반적으로 가장 정확하다. 하지만 이러한 경우 저해상도 영상과 고해상도 영상간의 눈꺼풀 및 속눈썹 가림 정도, 초점 흐림과 확대 영상과 축소 영상사이의 위치도 틀리게 되며, 또한 다른 여러 가지 요인들로 인한 영상 차이가 발생하게 된다. 이처럼 고해상도 홍채 영상과 저해상도 홍채 영상간의 단지 해상도 차이를 제외한 나머지 요인들이 모두 같도록 유지하기 어려운 문제점이 있다. 또한 많은 사람들에게 대해 이러한 일관성을 유지하면서 실험을 위한 대규모 영상 데이터를 취득하기는 현실적으로 어려우므로, 본 연구에서는 현재 전 세계적으로 가장 많이 사용되는 홍채 데이터베이스인 CASIA 영상을 이용하여 저해상도 홍채 영상을 생성하였다. 이를 통해 저해상도 영상과 고해상도 영상간의 눈꺼풀 및 속눈썹 가림 정도, 초점 흐림, 위치 차이 등 다른 여러 가지 요인을 배제한 채, 단지 해상도 차이만을 고려한 정확한 실험을 수행 할 수 있었다. CASIA 데이터베이스(ver 3.0)의 "Interval" 영상의 홍채 DB는 249명에 대한 396종류의 홍채로부터 추출된 총 2655장의 홍채 영상으로 구성되어 있다. 홍채 영상은 한 달 간격으로 취득되었으며, 영상의 크기는 320×280 화소크

기이며 홍채의 직경은 200 화소 이상이다. 또한 영상은 홍채의 정보가 정밀하게 나타난 8비트 그레이 영상이다[22]. 본 논문에서는 총 2,655장중 눈꺼풀과 속눈썹을 정확히 찾지 못하는 145장을 제외한 2,510장을 가지고 실험을 수행하였다.

3.1 홍채 영상의 해상도 변화에 따른 인식률 변화 실험

첫 번째 실험으로 홍채 영상의 축소 비율에 따른 홍채 인식의 정확도를 측정하기 위해 영상간축(Decimation) 방법과 영상간축 + 이중 선형 보간법(Bilinear Interpolation)을 이용하여 축소시킨 홍채 영상을 사용하여 홍채 인식 실험을 수행하였다. 본 논문에서는 축소된 홍채 영상 중에 한 장의 홍채 영상을 등록 영상으로 사용하고 나머지 축소된 홍채 영상을 인식을 위해 사용하는 방법과 축소시키지 않은 원 홍채 영상을 등록 영상으로 사용하고 축소된 홍채 영상을 인식을 위해 사용하는 2가지 방법에 대해 홍채 인식 실험을 수행하였다.

CASIA 영상을 다음 두 가지의 방법을 통해 영상을 축소했다. 첫 번째 축소 방법은 홍채 영상을 일정한 비율로 해당 화소를 단순 삭제하는 영상간축(Decimation) 방법을 사용하였고, 두 번째 방법은 삭제되지 않고 남은 해당 화소의 밝기 값 결정시 주변 정수 지점의 화소 값을 이용하여 가중치를 부여하는 영상간축 + 이중 선형 보간법(bilinear interpolation)을 사용했다[23]. 전술한 바와 같이 CASIA 영상을 이용하므로, 식 (1)에서 M_k , B_k 및 n_k 의 영향을 배제한 채, 저해상도와 고해상도 간의 화소차이에 해당되는 D 요소만을 고려하여 정확한 인식을 변화 실험을 수행할 수 있었다. 영상간축(Decimation) 방법은 식 (1)에서 D 요소를 단순 영상축소(down-sampling)로 모델링 한 방법에 해당되지만, 영상간축 + 이중 선형 보간법은 그림 2와 같이 주변 화소의 가중치 곱을 기반으로 PSF를 고려한 모델링 개념이 된다.

첫 번째 방법인 영상간축과 두 번째의 영상간축 + 이중 선형 보간법을 이용해서 CASIA 영상의 크기를 다음 6가지 비율로 축소하였다. 이때 원영상은 320×280 화소(pixel) 크기이다. 이 원 영상 대비 홍채 면적의 비율을 75%(280×242 화소), 50%(228×197 화소), 25%(160×140 화소), 11%(108×93 화소), 6%(80×70 화소), 4%(64×56 화소)로 축소를 하였다. 그

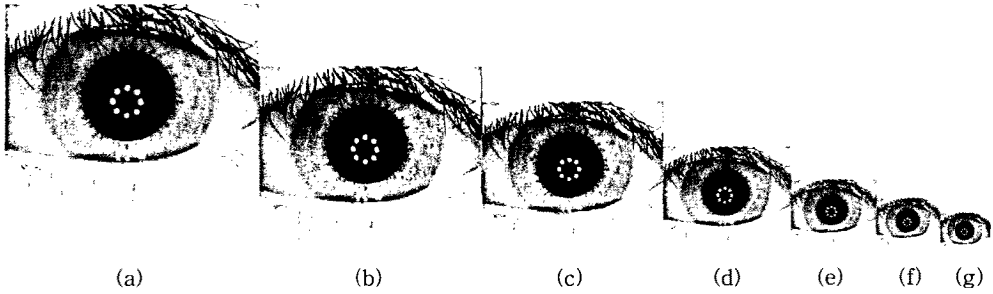


그림 10. Decimation 방법으로 축소한 영상 (a) 원 영상 (b) 75% 영상 (c) 50% 영상 (d) 25% 영상 (e) 11% 영상 (f) 6% 영상 (g) 4% 영상

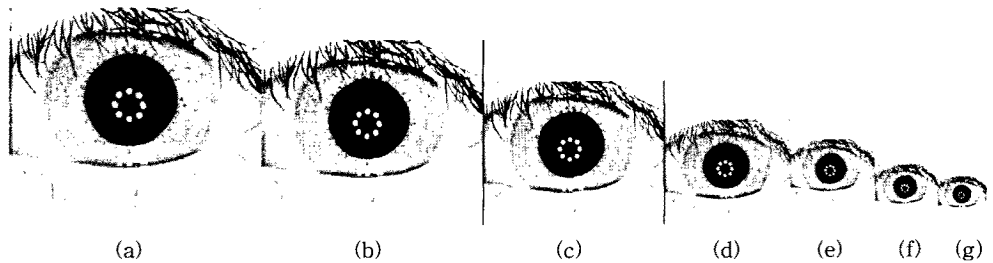


그림 11. 영상간축(Decimation) + 이중 선형 보간법으로 축소한 영상 (a) Original 영상 (b) 75% 영상 (c) 50% 영상 (d) 25% 영상 (e) 11% 영상 (f) 6% 영상 (g) 4% 영상

림 10은 단지 영상간축방법(Decimation)으로 각 비율대로 축소한 영상이고, 그림 11은 영상간축 + 이중 선형 보간법으로 각 비율대로 축소한 영상이다. 이후 2.2절에서 언급한 다섯 개의 다층 퍼셉트론과 이중 선형 보간법을 이용하여 고해상도로 복원된 홍채 영상에서, 동공과 홍채영역을 검출하기 위해서 하기 식 (7)과 같은 동공과 홍채 영역을 동시에 검출하는 원형 경계 검출 방법(Circular Edge Detection)을 사용하였다[24]. 특히 사람의 홍채는 눈꺼풀에 덮여있는 경우가 많기 때문에 홍채 영역 검출을 할 경우 검출 범위를 $-45^{\circ} \sim +30^{\circ}$ 와 $+150^{\circ} \sim +225^{\circ}$ 사이만을 원형 경계 검출을 하도록 했으며, 동공은 전 범위 360를 원형 경계 검출 하도록 하였다[24].

$$\max \left(\frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, \theta, \phi}^{-\frac{\pi}{4}-\frac{\phi}{6}, \frac{\pi}{6}-\frac{\phi}{6}, -\frac{\pi}{4}} \frac{I(x, y)}{5\pi r/6} ds + \max \left(\frac{\partial}{\partial r'} \oint_{r', \theta, \phi}^{0-2\pi} \frac{I(x, y)}{2\pi r'} ds \right) \right) \quad (7)$$

식(7)에서 r 과 r' 은 각각 홍채 및 동공의 반경을 의미 한다[24]. 그리고 (x_0, y_0) 와 (x'_0, y'_0) 은 홍채 및 동공의 중심 좌표를 나타낸다. 동공 및 홍채 경계 검출 과정은 동공 및 홍채의 후보 중심점들의 위치와 각각의 반경을 변화시켜 가면서 동공 및 홍채 경계 탐색용 내부 및 외부 원형 검출 경계 값들의 일차

미분 값이 가장 큰 곳에서 탐색을 멈추게 되고 그때의 동공 및 홍채의 중심 좌표와 각각의 반경을 통해 경계를 검출하게 되는 것이다[24]. 또한 일반적으로 눈꺼풀은 홍채 패턴의 정보를 가리고 있는 경우가 빈번하기 때문에 홍채의 인식률을 감소시키는 요인으로 작용한다. 기존의 연구에서는 타원을 이용한 곡선 정합에 의해 눈꺼풀을 검출하는 방법[25-29]과 눈꺼풀과 홍채 사이의 경계를 수평의 직선으로 구분하는 알고리즘이 제안되었다[29]. 하지만 사람 눈의 회전을 고려하지 않았기 때문에 검출 에러가 많이 발생되었다. 특히 눈꺼풀 라인을 수평의 직선으로 구분할 경우에는 많은 홍채 패턴을 잃어버리게 되는 문제점이 있었다. 따라서 본 논문은 눈의 회전을 고려하여 눈꺼풀 영역을 검출하는 기존의 알고리즘을 사용하였다[30,31]. 눈꺼풀 검출은 먼저 눈꺼풀 특징점 추출 마스크를 사용하여 눈꺼풀 후보 점을 검출하고, 식 (8)과 같은 포물 허프 변환식을 사용하여 눈꺼풀 영역을 검출하였다. 식 (8)에 의해 E 가 최소가 되도록 만드는 포물선의 곡률(a), 포물선의 정점 좌표(h, k), 회전각(θ)을 결정하였다.

$$E = ((\sin\theta)(x-h) + (\cos\theta)(y-k))^2 - a((\cos\theta)(x-h) - (\sin\theta)(y-k)) \quad (8)$$

홍채 영상을 취득하는 과정에서 발생하는 조명반사광과 홍채 영상 안에 포함된 속눈썹은 홍채 인식의 정확도를 감소시키는 요인이다. 따라서 본 논문에서는 기존의 방법들을 이용하여 속눈썹 및 조명 반사광을 검출한 후 홍채 인식에 사용하지 않았다. 먼저 속눈썹은 마스크 기반의 속눈썹 검출 알고리즘[32]을 사용하여 검출하였다. 속눈썹은 다른 홍채 영역에 비해 그레이 값이 비교적 작다는 특징과 수직 방향으로 연결되어 있다는 특징이 있다. 따라서 기존의 연구에서는 이러한 특징을 이용하여 속눈썹 검출 마스크를 설계하였고, 마스크 정합 값에 의해 속눈썹을 검출하였다. 조명반사광은 일반적으로 다른 피부 영역에 비해 높은 그레이 값을 갖는 특징을 가지기 때문에 본 논문에서는 그레이 값이 실험적으로 정한 230이상인 화소들을 조명반사광으로 검출하였다[33].

기존에 가장 많이 사용하는 홍채 인식 시스템 [2-4]와의 호환성을 고려하여, Daugman 교수가 제안한 인식 알고리즘과의 일관성을 유지할 수 있도록 검출된 홍채 영역을 8트랙 및 256 섹터로 분할한 후에 가버 웨이블릿(Gabor Wavelet)을 적용하여 홍채 특징 코드를 추출하였다. 추출한 0과 1로 표현된 256 바이트의 홍채 특징 코드를 기반으로 기 등록된 홍채 특징와의 해밍거리를 계산하고, 해밍 거리가 실험에 의해 미리 결정된 임계치(0.34) 이하인 경우에는 본인으로, 그렇지 않은 경우에는 타인으로 인식하였다 [34]. 본 논문에서는 영상의 해상도에 따른 홍채 인식률의 변화를 측정하기 위해 CASIA 영상을 축소한 후에 홍채 인식 과정을 수행한다. 하지만, 전처리 과정에 의해 원래의 고해상도 영상과 축소된 저해상도 영상의 영역 검출 결과에 오차가 발생할 수 있으며, 이러한 결과에 의해 인식률의 변화가 나타날 수 있다. 따라서 본 논문에서는 홍채 영역 검출 전처리 과정에 의해 인식률 변화가 나타날 수 있는 문제를 해

결하고 오직 영상의 해상도 변화에 의해서만 발생하는 인식률 변화를 정확하게 측정하기 위하여, 다음과 같은 방법으로 저해상도 영상에서 홍채 영역의 전처리 과정을 수행하였다. 먼저 원래의 고해상도 원본 영상에서의 동공, 홍채 영역 검출 결과를 식 (9)과 같이 축소된 비율만큼 감소하여 축소된 영상에서의 동공, 홍채 영역 검출하였다.

$$f(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } (x-z \cdot x_i)^2 + (y-z \cdot y_i)^2 \leq z \cdot r_i^2 \\ 1 & \text{if } (x-z \cdot x_p)^2 + (y-z \cdot y_p)^2 \leq z \cdot r_p^2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

식 (9)의 (x_i, y_i) 는 원래의 고해상도 영상에서 식 (9)에 의해 검출한 홍채의 중심 좌표이며, (x_p, y_p) 는 원래의 고해상도 영상에서 검출한 동공의 중심 좌표이다. r_i 와 r_p 는 각각 고해상도 영상에서 검출한 홍채 영역의 반지름과 동공영역의 반지름이며, z 는 축소 비율이다. 또한 본 논문에서는 식 (10)과 같이 원래의 고해상도 영상에서의 눈꺼풀 검출 결과에 영상간축 비율을 적용하여 축소된 영상에서의 눈꺼풀 영역을 검출하였다.

$$f(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } (\sin\theta_u(x-z \cdot h_u) + \cos\theta_u(y-z \cdot k_u))^2 \geq a_u(\cos\theta_u(x-z \cdot h_u) - \sin\theta_u(y-z \cdot k_u)) \\ 1 & \text{if } (\sin\theta_l(x-z \cdot h_l) + \cos\theta_l(y-z \cdot k_l))^2 \leq a_l(\cos\theta_l(x-z \cdot h_l) - \sin\theta_l(y-z \cdot k_l)) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

식 (10)의 $(h_u, k_u), a_u, \theta_u$ 는 원래의 고해상도 영상에서 검출한 위 눈꺼풀의 포물선의 정점 좌표, 곡률, 회전각이며, $(h_l, k_l), a_l, \theta_l$ 는 원래의 고해상도 영상에서 검출한 아래 눈꺼풀의 포물선의 정점 좌표, 곡률, 회전각이다. 그리고 z 는 축소 비율이다. 축소된 영상에서의 속눈썹 위치 역시, 원 영상에서 구한 속눈썹의 (x, y) 위치를 모두 저장한 후 이를 z (축소비율) 만큼 축소하여 얻어진 (x, y) 위치들을 모두 속눈

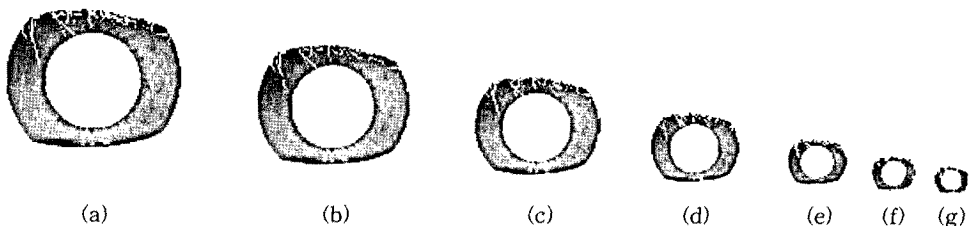


그림 12. 전처리 결과 영상 (a) Original 전처리 영상 (b) 75% 전처리 영상 (c) 50% 전처리 영상 (d) 25% 전처리 영상 (e) 11% 전처리 영상 (f) 6% 전처리 영상 (g) 4% 전처리 영상

씩 위치로 표시하였다. 따라서 그림 12와 같이 각각의 축소 비율에 따른 홍채 영역 검출 전처리 영상상을 얻을 수 있다.

표 4는 CASIA 홍채 영상을 영상간축(Decimation) 방법에 의해 인위적으로 축소시킨 후에, 축소된 홍채 영상 중에 한 장의 홍채 영상을 등록 영상으로 사용하고 나머지 축소된 홍채 영상을 인식 영상으로 사용할 경우의 홍채 인식 정확도를 나타낸다. 표 4의 본인(Authentic) 인식은 축소된 본인의 홍채 영상을 홍채 인식 시스템에 등록시킨 본인의 홍채 영상과 인식 시도하는 실험을 의미하고, 타인(Imposter) 인식은 축소된 본인의 홍채 영상을 홍채 인식 시스템에 등록시킨 타인의 홍채 영상과 인식 시도하는 실험을 의미한다. 표 4에서 보는 바와 같이 홍채 영상이 축소될수록 본인 분포의 평균값은 증가되며, 타인 분포의 평균값은 감소되었다. 이는 영상이 축소될수록 본인과 타인의 분포가 서로 겹쳐져서 본인과 타인의 분별력이 감소되어짐을 의미한다. 본 논문에서는 구체적으로 본인과 타인의 분포의 구분 정도를 측정하기 위해 식 (11)과 같은 d' 값을 계산하였다[35].

$$d' = \frac{\mu_1 - \mu_2}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{2}}} \quad (11)$$

μ_1 과 μ_2 는 본인과 타인 분포의 평균값을 의미하고 σ_1 과 σ_2 는 본인과 타인 분포의 표준편차를 의미한다. 일반적으로 d' 값이 클수록 본인과 타인의 두 분포의 거리가 서로 멀리 떨어져 있어서 서로 잘 구분되고 EER(Equal Error Rate)이 낮아지게 된다[30]. 표 4에서 보는 바와 같이 영상이 축소될수록 d' 값이 작아져

표 4. 영상간축(Decimation) 방법에 의해 축소된 홍채 영상들 간의 인식 실험 결과

축소 비율	본인(Authentic) 인식		타인(Imposter) 인식		d'	EER (%)
	평균	표준편차	평균	표준편차		
original	0.1806	0.0580	0.4632	0.0407	5.641	0.886
75%	0.1939	0.0587	0.4633	0.0397	5.373	1.633
50%	0.2015	0.0584	0.4625	0.0409	5.177	1.653
25%	0.2100	0.0575	0.4623	0.0413	5.041	1.933
11%	0.2500	0.0571	0.4618	0.0427	4.203	2.713
6%	0.2947	0.0573	0.4602	0.0441	3.235	5.182
4%	0.2963	0.0610	0.4535	0.0515	2.783	7.798

서 본인과 타인의 분별력이 감소되어짐을 알 수 있다.

본 논문에서는 축소된 저해상도 홍채 영상에서의 인식 정확도를 측정하기 위해 EER을 계산하였다. EER이란 본인임에도 불구하고 타인으로 인식하여 거부하는 FRR (False Rejection Rate) 에러와 타인임에도 불구하고 본인으로 인식하여 잘못 받아들이는 FAR(False Acceptance Rate) 에러가 최소로 같아지는 지점에서의 오류율을 의미한다[36]. 표 4에서 보는 바와 같이 홍채 영상이 축소될수록 EER이 증가되어 홍채 인식의 정확도가 감소되는 것을 알 수 있다. 본 논문에서는 영상간축 정도에 따른 인식률 변화를 좀 더 구체적으로 측정하기 위해 ROC (Receiver Operating Characteristic) 곡선을 측정하였다[36,37]. ROC 곡선은 FAR의 변화에 따른 GAR (Genuine Acceptance Rate (= 100- FRR (%))의 변화를 나타내는 곡선이다. 그림 13(a)에서 보는 바와 같이 홍채 면적이 25% 축소된 영상까지는 홍채 인식 정확도에 큰 차이가 발생하지 않았지만, 영상이 더 축소될수록 홍채 인식의 정확도가 감소되는 것을 확인 할 수가 있었다.

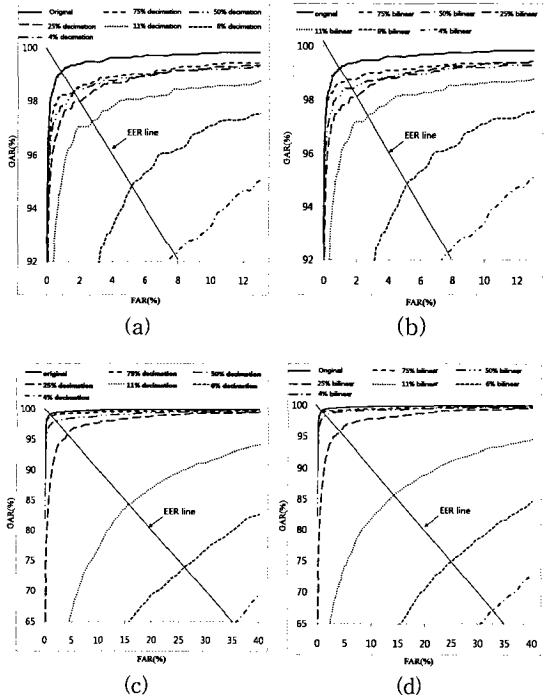


그림 13. 홍채 영상간축 비율에 따른 ROC 곡선: (a) 표 4의 경우 (b) 표 5의 경우 (c) 표 6의 경우 (d) 표 7의 경우

표 5. 영상간축 + 이중 선형 보간 방법에 의해 축소된 홍채 영상들 간의 인식 실험 결과

축소 비율	본인(Authentic) 인식		타인(Imposter) 인식		d'	EER (%)
	평균	표준편차	평균	표준편차		
original	0.1806	0.0580	0.4632	0.0407	5.641	0.886
75%	0.1779	0.0615	0.4627	0.0409	5.457	1.305
50%	0.1861	0.0595	0.4622	0.0412	5.394	1.571
25%	0.2100	0.0575	0.4623	0.0413	5.041	1.861
11%	0.2498	0.0570	0.4617	0.0428	4.204	2.642
6%	0.2947	0.0573	0.4602	0.0441	3.235	5.175
4%	0.2963	0.0610	0.4535	0.0515	2.783	7.683

표 5은 CASIA 홍채 영상을 영상간축 + 이중 선형 보간 방법에 의해 인위적으로 축소시킨 후에, 축소된 홍채 영상 중에 한 장의 홍채 영상을 등록 영상으로 사용하고 나머지 축소된 홍채 영상을 인식 영상으로 사용할 경우의 홍채 인식 정확도를 나타낸다. 전술한 영상간축(Decimation) 방법에 의한 실험과 마찬가지로 d' 값과 EER을 측정함을 통해 홍채 인식의 정확도를 측정하였다. 실험 결과, 표 5에서 보는 바와 같이 홍채 영상이 축소될수록 d' 값이 감소되고, EER이 증가되는 것을 알 수 있었다. 그림 13(b)은 이중 선형 보간 방법에 의해 축소된 영상에서의 ROC 곡선을 보여준다. 홍채 면적이 25% 축소된 영상까지는 축소되지 않은 홍채 영상과 홍채 인식 정확도에 큰 차이가 발생하지 않았지만, 영상이 더 축소될수록 홍채 인식의 정확도가 감소되는 것을 확인 할 수가 있었다.

표 6은 축소시키지 않은 CASIA 원본 홍채 영상을 등록 영상으로 사용하고, 영상간축(Decimation) 방법

표 6. 원영상과 영상간축(Decimation) 방법에 의해 축소된 홍채 영상들 간의 인식 실험 결과

축소 비율	본인(Authentic) 인식		타인(Imposter) 인식		d'	EER (%)
	평균	표준편차	평균	표준편차		
original	0.1806	0.0580	0.4632	0.0407	5.641	0.886
75%	0.1981	0.0541	0.4639	0.0399	5.610	1.199
50%	0.2060	0.0530	0.4636	0.0399	5.394	2.048
25%	0.2612	0.0628	0.4642	0.0486	3.616	4.093
11%	0.3840	0.0621	0.4884	0.0477	1.885	15.665
6%	0.3619	0.0596	0.4627	0.0435	1.931	26.175
4%	0.4464	0.0555	0.4836	0.0540	0.680	35.406

에 의해 인위적으로 축소시킨 홍채 영상을 인식 영상으로 사용할 경우의 홍채 인식 정확도를 나타내며, 그림 13(c)는 ROC 곡선을 보여준다. 표 4와 같이 축소된 홍채 영상을 등록 영상으로 사용하는 실험과 비교해 볼 때, 25%까지 축소된 홍채 영상에서는 축소시키지 않은 원 영상을 등록 영상으로 사용했을 경우가 홍채 인식의 정확도가 다소 높았다. 이는 25%로 축소될 때까지는 (홍채 직경이 100화소 이상일 경우) 홍채 패턴의 손실이 없는 원래의 홍채 영상과 유사성이 높음을 의미하며, 패턴의 손실이 비교적 적게 나타남을 의미한다. 하지만 표 6에서 보는 바와 같이 25% 미만으로 축소되면서부터는 (홍채 직경이 100화소 미만인 경우) 인식 성능이 급격하게 낮아지는 것을 볼 수 있는데, 이는 공간 해상도가 감소함으로써 홍채 패턴 정보의 손실이 급격하게 증가하기 때문이다.

표 7은 축소시키지 않은 CASIA 홍채 영상을 등록 영상으로 사용하고, 영상간축 + 이중 선형 보간 방법에 의해 인위적으로 축소시킨 홍채 영상을 인식 영상으로 사용할 경우의 홍채 인식 정확도를 나타내며, 표 6의 영상간축(Decimation) 방법에 의한 인식 실험 결과와 유사한 결과를 나타내었다. 그림 13(d)은 ROC 곡선을 나타낸다. 영상간축 비율에 따른 홍채 인식 실험을 통해 공간 해상도가 감소될수록 홍채 패턴 정보의 손실이 증가되어 홍채 인식 정확도의 감소가 증가됨을 알 수가 있었다.

3.2 제안하는 방법에 의해 고해상도로 복원된 홍채 영상의 인식을 변화 실험

두 번째 실험으로 CASIA 데이터베이스의 원 영

표 7. 원영상과 영상간축 + 이중 선형 보간 방법에 의해 축소된 홍채 영상들 간의 인식 실험 결과

축소 비율	본인(Authentic) 인식		타인(Imposter) 인식		d'	EER (%)
	평균	표준편차	평균	표준편차		
original	0.1806	0.0580	0.4632	0.0407	5.641	0.886
75%	0.1954	0.0541	0.4635	0.0399	5.638	1.103
50%	0.2011	0.0635	0.4598	0.0484	5.403	1.600
25%	0.2609	0.0629	0.4643	0.0487	3.617	4.064
11%	0.3840	0.0621	0.4884	0.0477	1.885	14.253
6%	0.4244	0.0552	0.4917	0.0466	1.316	25.156
4%	0.4121	0.0599	0.4599	0.0525	0.085	32.916

상을 등록 영상으로 사용하고 다양한 영상 보간법에 의해 원 영상 크기만큼 확대한 후 홍채 인식 정확도를 측정하였다. 본 연구에서 저해상도 영상을 얻기 위해 식 (1)과 그림 2를 기반으로 영상간축(Decimation) + 이중 선형 보간법을 사용하였다. 이를 고해상도 영상으로 변경하기 위하여 본 연구에서는 이중 선형 보간법(bilinear interpolation), 3차회선 보간법(bicubic interpolation), B-스플라인 보간법(b-spline interpolation), 랑초스 보간법(lanczos interpolation) [38]들을 사용하여 이중 선형 보간법으로 축소한 저해상도 홍채 영상을 확대하였다.

이중 선형 보간법(bilinear interpolation)은 4개의 주변 화소로부터 거리에 따른 선형적인 가중치를 부여하여 화소의 값을 계산하는 방법이며[23], 3차회선 보간법(Bicubic Interpolation)은 16개의 가장 가까운 주변 화소에 3차 함수를 이용한 가중치를 부여하여 화소의 값을 계산하는 방법이다[23] B-스플라인 보간법(b-spline interpolation)은 3차회선 보간법과 마찬가지로 16개의 가장 가까운 주변 화소를 참조하는

데, 함수 값은 모두가 양의 값을 갖는다는 특징과 저주파 성분의 통과 량이 많은 특성을 갖는 방법이다 [23]. 랑초스 보간법(lanczos interpolation)은 식 (12)과 같은 싱크 함수(sync function)를 이용한 보간법이다[38]. 식 (12)에서 x 는 화소 위치이고, a 는 양의 정수이며 커널의 크기를 나타낸다. 본 논문에서는 고해상도 복원된 홍채 인식 성능을 기반으로 실험적으로 a 값을 결정하였다. a 의 값으로 2와 3을 사용하였으며, 랑초스 보간법의 명칭을 a 값이 2일 경우 랑초스 2 보간법 (주변 16개 화소 이용)이라 하였고, a 값이 3일 경우에는 랑초스 3 보간법(주변 24개 화소 이용)이라 하였다.

$$L(x) = \begin{cases} \text{sinc}(x)\text{sinc}\left(\frac{x}{a}\right) & -a < x < a, x \neq 0 \\ 1 & x = 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

표 8은 이중 선형 보간 방법으로 확대한 홍채 영상에서의 인식 실험 결과를 나타내며, 표 9, 표 10, 표 11, 표 12, 표 13, 표 14는 각각 3차회선 보간법, 랑초

표 8. 이중 선형 보간법으로 확대한 홍채 영상의 인식 실험 결과

확대비율	본인(Authentic) 인식		타인(Imposter) 인식		d'	EER (%)
	평균	표준편차	평균	표준편차		
original	0.1806	0.0580	0.4632	0.0407	5.641	0.886
25% → 100%	0.1847	0.0567	0.4631	0.0409	5.631	1.017
11% → 100%	0.2048	0.0527	0.4632	0.0407	5.485	1.245
6% → 100%	0.2367	0.0498	0.4635	0.0406	4.992	1.485

표 9. 3차회선 보간법으로 확대한 홍채 영상의 인식 실험 결과

확대비율	본인(Authentic) 인식		타인(Imposter) 인식		d'	EER(%)
	평균	표준편차	평균	표준편차		
original	0.1806	0.0580	0.4632	0.0407	5.641	0.886
25% → 100%	0.1894	0.0569	0.4637	0.0392	5.613	1.395
11% → 100%	0.2421	0.0510	0.4639	0.0388	4.890	1.584
6% → 100%	0.2623	0.0492	0.4644	0.0385	4.569	1.744

표 10. 랑초스 2 보간법으로 확대한 홍채 영상의 인식 실험 결과

확대비율	본인(Authentic) 인식		타인(Imposter) 인식		d'	EER(%)
	평균	표준편차	평균	표준편차		
original	0.1806	0.0580	0.4632	0.0407	5.641	0.886
25% → 100%	0.1894	0.0569	0.4637	0.0392	5.613	1.299
11% → 100%	0.2421	0.0510	0.4639	0.0388	4.890	1.884
6% → 100%	0.2623	0.0492	0.4644	0.0385	4.569	2.205

표 11. 랑초스 3 보간법으로 확대한 홍채 영상의 인식 실험 결과

확대비율	본인(Authentic) 인식		타인(Imposter) 인식		d'	EER(%)
	평균	표준편차	평균	표준편차		
original	0.1806	0.0580	0.4632	0.0407	5.641	0.886
25% → 100%	0.1895	0.0569	0.4637	0.0392	5.607	1.373
11% → 100%	0.2422	0.0510	0.4639	0.0388	4.887	1.884
6% → 100%	0.2624	0.0493	0.4644	0.0384	4.572	2.276

표 12. B-스플라인 보간법으로 확대한 홍채 영상의 인식 실험 결과

확대비율	본인(Authentic) 인식		타인(Imposter) 인식		d'	EER(%)
	평균	표준편차	평균	표준편차		
original	0.1806	0.0580	0.4632	0.0407	5.641	0.886
25% → 100%	0.1862	0.0580	0.4638	0.0391	5.449	1.479
11% → 100%	0.2085	0.0541	0.4643	0.0385	5.449	1.517
6% → 100%	0.2432	0.0510	0.4647	0.0393	4.867	1.744

표 13. 3개 에지 방향성을 고려한 다중 다층 퍼셉트론으로 복원된 홍채 영상의 인식 실험 결과 (28)

확대비율	본인(Authentic) 인식		타인(Imposter) 인식		d'	EER(%)
	평균	표준편차	평균	표준편차		
original	0.1806	0.0580	0.4632	0.0407	5.641	0.886
25% → 100%	0.1851	0.0550	0.4638	0.0400	5.799	0.972
11% → 100%	0.2036	0.0518	0.4640	0.0401	5.619	1.018
6% → 100%	0.2340	0.0491	0.4639	0.0402	5.122	1.392

표 14. 5개 에지 방향성을 고려한 다중 다층 퍼셉트론으로 복원된 홍채 영상의 인식 실험 결과

확대비율	본인(Authentic) 인식		타인(Imposter) 인식		d'	EER(%)
	평균	표준편차	평균	표준편차		
original	0.1806	0.0580	0.4632	0.0407	5.641	0.886
25% → 100%	0.1855	0.0554	0.4639	0.0400	5.767	0.946
11% → 100%	0.2037	0.0517	0.4639	0.0400	5.626	0.953
6% → 100%	0.2342	0.0491	0.4640	0.0401	5.128	1.352

스 2 보간법, 랑초스 3보간법, B-스플라인 보간법, 3개의 다중 퍼셉트론에 기반을 둔 방법[28], 제안하는 5개의 다중 다층 퍼셉트론에 기반을 둔 방법을 사용하여 복원한 홍채 영상에서의 인식 실험 결과를 나타낸다. 전술한 축소 비율에 따른 홍채 인식 실험과 마찬가지로 d' 값과 EER을 측정함을 통해 홍채 인식의 정확도를 측정하였다. 축소시키지 않은 원 영상을 등록 영상으로 사용하고 영상간축(Decimation) + 이중 선형 보간법으로 축소시킨 홍채 영상을 인식 영상으로 사용하는 표 7의 인식 결과와 비교할 때, 축소된 영상을 각각의 영상 보간법에 의해 확대시킬

경우 표8~표12에서 보는 바와 같이 홍채 인식의 정확도가 향상되는 것을 알 수 있었으며, 그 중에서 이중 선형 보간법이 가장 우수한 성능을 보이는 것을 알 수 있었다. 전술한 바와 같이 4개의 주변 화소를 참조하는 이중 선형 보간법이 16개의 주변 화소를 참조하는 B-스플라인, 3차회선, 랑초스 보간법들보다 홍채 영상의 지역적인 특징을 더욱 잘 반영하며, 홍채 인식은 홍채 영상의 지역적인 특징을 이용하기 때문에 이중 선형 보간법이 가장 우수한 성능을 보였다.

또한 표8~표14와 그림 14에서 보는 바와 같이 본 논문의 실험을 통해 제안하는 5개의 다중 다층 퍼셉

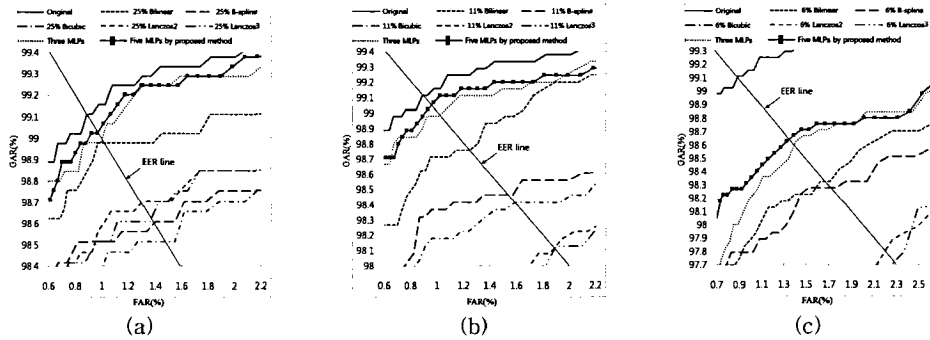


그림 14. 원 영상, 다양한 영상 보간법, 다중 다중 퍼셉트론에 기반을 둔 복원 방법에 의해 복원한 홍채 영상의 ROC 곡선: (a) 25% 축소영상에 대한 복원 (b) 11% 축소영상에 대한 복원 (c) 6% 축소영상에 대한 복원

트론에 기반을 둔 방법의 인식 정확도가 영상 보간법을 사용한 방법과 3개의 다중 다중 퍼셉트론에 기반을 둔 기존의 방법들보다 더욱 향상됨을 알 수 있었다. 25%, 11%와 6%로 축소된 영상에서는 제안하는 방법에 의한 홍채 인식이 이중 선형 보간법을 사용한 방법보다 낮은 EER를 나타냈다. 표 13과 표 14를 비교해 볼 때, 3개의 에지를 고려한 것[21]보다 5개의 에지를 고려한 다중 다중 퍼셉트론의 방법이 인식 정확도가 높은 것을 확인할 수 있다. 또한, 그림 14(a),(b),(c)의 ROC 곡선을 살펴보면 본 논문에서 제안하는 방법의 인식 성능이 기존의 3개의 에지 방향성을 고려한 다중 다중 퍼셉트론의 인식 정확 성능보다 우수하다는 것을 볼 수 있다. 따라서 제안하는 방법은 3개의 에지 방향성을 고려한 방법[21]보다 더 좋은 복원 성능을 나타냈는데, 이는 기존 3개의 에지 방향성을 고려한 것 보다 5개의 에지 방향성을 고려하는 것이 임의의 방향성을 가지는 홍채 패턴의 특성을 더욱 정교하게 반영하여 영상간축에 의해 손실된 중간주파수 및 고주파성분 값을 더욱 정확하게 보상하기 때문이다. 홍채 영상의 축소 비율이 증가될수록 중간주파수 및 고주파성분 값의 손실이 증가되고 영상 정보량이 감소하기 때문에 제안하는 방법을 포함한 기존의 복원 방법들은 홍채 영상의 축소 비율이 증가될수록 복원 성능이 감소하였다.

세 번째 실험으로 인텔 쿼드코어 2.33 GHz CPU, 4 GB main memory 및 Windows XP 데스크탑 컴퓨터 환경에서 처리 시간을 측정하였다. 표 15에서처럼 보간법 중 주변 이용 화소수가 4개로 가장 작은 이중 선형 보간법의 처리시간이 가장 적게 소요되었으며, 주변 이용 화소수가 가장 많은 랑초스 3 (24개 이용, 3.2절 참조)의 처리시간이 가장 오래 걸렸다. 본 논문에서 제안하는 5개의 다중 다중 퍼셉트론을 사용한 경우 C 프로그램으로 구현하였을 때 매 영상마다 20 ms의 처리속도가 걸림을 알 수 있었다.

4. 결 론

본 논문에서는 홍채 영상의 공간해상도 감소에 따른 저해상도 영상의 홍채 인식 정확도의 변화를 측정하였고, 홍채 패턴의 5개의 에지 방향을 고려한 다중 다중 퍼셉트론을 기반으로 저해상도 홍채 영상을 고해상도 홍채 영상으로 복원하여 홍채 인식 정확도 향상시켰다. 실험 결과, 홍채 영상의 공간해상도가 감소될수록 홍채 인식의 정확도가 감소되는 것을 확인할 수 있었다. 홍채 영상의 크기 축소는 홍채 직경의 화소 수 감소를 의미한다. 실제적으로 실험에서 사용한 CASIA 데이터, 홍채 면적을 6%로 축소된 영상은 홍채 직경이 50 화소이었다. 따라서 영상간축

표 15. 홍채 인식 시스템의 처리 시간, 보간법 영상, 제안된 다중 다중 퍼셉트론 처리 시간

	홍채영역 검출	눈꺼풀 검출	속눈썹 검출	홍채코드 추출	이중선형 보간법	3차회선 보간법	랑초스 2 보간법	랑초스 3 보간법	B-스플라인 보간법	5개의 다중 퍼셉트론
처리시간 (ms)	195.4	15.2	13.9	39.1	4.2	15.6	15.5	15.9	14.7	20

에 따른 홍채 인식 정확도 감소는 홍채 영역의 공간 해상도 감소로 인해 영상 안에 포함된 홍채 패턴 정보량이 감소되기 때문이다. 실험결과, 다양한 보간법을 통한 저해상도 홍채 영상 확대 시 이중 선형 보간법이 인식 정확도가 가장 높은 것을 확인 할 수 있었다. 또한 6% 축소된 영상에서 제안하는 5개의 다중 다층 퍼셉트론을 사용한 영상 복원 방법은 이중 선형 보간법보다 EER이 0.133%(1.485% - 1.352%)만큼 감소되었는데, 이중 선형 보간법의 EER 기준으로 제안한 다중 다층 퍼셉트론의 EER이 약 9% 만큼 $((1.485-1.352)/1.485 \times 100\%)$ 감소됨을 나타내는 것이다. 또한 기존의 3개의 다중 다층 퍼셉트론을 사용한 영상 복원 방법보다는 EER이 0.04%(1.392% - 1.352%)만큼 감소되고, 이는 3개의 다중 다층 퍼셉트론의 EER 기준으로 제안한 다중 다층 퍼셉트론의 EER이 약 3% 만큼 $((1.392 - 1.352)/1.392 \times 100\%)$ 감소됨을 보여주고 있다. 또한 축소된 저해상도 영상을 그대로 이용한 홍채 인식 성능 EER (25.156%) 대비로 계산해 보았을 때, 94.6% $((25.156 - 1.352)/25.156 \times 100\%)$ 큰 성능 향상 효과를 나타냄을 알 수 있습니다. 따라서 제안하는 방법을 사용할 경우에는 고가의 줌렌즈 카메라가 아닌 일반 카메라의 사용으로, 홍채 인식 시스템의 가격 및 크기를 감소시킬 수 있으며, 홍채 인식의 대중화에 기여를 할 것으로 예상된다. 향후, 보다 정교하면서도 실시간 처리가 가능한 고해상도 홍채 영상 복원 방법에 대해 연구할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] "Information Technology. Biometric Data Interchange Formats. Iris Image Data," ISO/IEC 19794-6, 2005.
- [2] "IrisAccess 4000," <http://www.lgiris.com/ps/products/index.htm> (accessed on 2009.7.3)
- [3] "IrisPass-M," <http://www.oki.com/jp/FSC/iris/en/index.html> (accessed on 2009.7.3).
- [4] "BM-ET 200," <http://www.panasonic.com/business/security/biometrics.asp> (accessed on 2009.7.3).
- [5] "PIER 2.4 and HIDE Series 4," [11id.com/pages/530-mobile-id-for-military](http://www.11id.com/pages/530-mobile-id-for-military) (accessed on 2009. 10. 20).
- [6] "ISCAN 2," http://www.crossmatch.com/L_SCAN_2.html (accessed on 2009. 10. 20).
- [7] "Iris cameras," <http://www.jiristech.com/Products.htm> (accessed on 2009. 10. 20).
- [8] "Mobile eyes," <http://www.retica.com/products-services-mobil-eyes.htm> (accessed on 2009. 10. 20).
- [9] 박강령 "홍채 인식 기술," 멀티미디어학회지 제 7권, 제2호, pp. 23-31, 2003.
- [10] J. R. Matey, O. Naroditsky, K. Hanna, R. Kolczynski, D. LoIacono, S. Mangru, M. Tinker, T. Zappia, and W.Y. Zhao, "Iris on the Move: Acquisition of Images for Iris Recognition in Less Constrained Environments," *Proceedings of the IEEE*, Vol.94, pp. 1936-1946, Nov. 2006.
- [11] Frederick W. Wheeler, A. G. Amitha Perera, Gil Abramovich, Bing Yu, and Peter H. Tu, "Stand-off Iris Recognition System," in *Proc. the 2nd IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems*, pp. 1-7, Sept. 2008.
- [12] Wenbo Dong, Zhenan Sun, Tieniu Tan, and Xianchao Qiu, "Self-adaptive Iris Image Acquisition System," in *Proc. the SPIE Biometric Technology for Human Identification*, Orlando, FL, Vol.6944, pp. 6-14, 2008.
- [13] Soweon Yoon, Ho Gi Jung, Kang Ryoung Park, and Jaihie Kim, "Non-intrusive Iris Image Acquisition System Based on a Pan-Tilt-Zoom Camera and Light Stripe Projection," *Optical Engineering*, Vol.48, No.3, pp. 137202-1-137202-15, Mar. 2009.
- [14] J. Z. Huang, L. Ma, T. N. Tan, and Y. H. Wang, "Learning-Based Enhancement Model of Iris," *Proc. of British Machine Vision Conference (BMVC)*, pp. 153-162, 2003.
- [15] R. Barnard, V.P. Pauca, T.C Torgersen, R. J. Plemmons, S.Prasad, J. van der Gracht, J. Nagy, J. Chung, G. Behrmann, S. Mathews,

- and M. Mirotznik, "High-Resolution Iris Image Reconstruction from Low-Resolution Imagery," *Proceeding of the SPIE, Advanced Signal Processing Algorithms, Architectures, and Implementations XVI*, Vol.6313, pp. D1-D13, San Diego, CA, Aug. 2006.
- [16] G. Fahmy, "Super-Resolution Construction of IRIS Images from a Visual Low Resolution Face Video," *National Radio Science Conference (NRSC)*, pp. 1-6, 2007.
- [17] John G. Daugman and Cathryn Downing, "Effect of Severe Image Compression on Iris Recognition Performance," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, Vol.3, No.1, pp. 52-61, Mar. 2008.
- [18] S. Park, M. Park, and M. G. Kang, "Super-resolution Image Reconstruction, a Technical Overview," *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.20, No.3, pp. 21-36, May 2003.
- [19] Sang-Woong Lee, Jooyoung Parki, and Seong-Whan Lee, "Low Resolution Face Recognition Based on Support Vector Data Description," *Pattern Recognition*, Vol.39, No.9, 2006, pp. 1809-1812.
- [20] K. Y. Shin, B. J. Kang, and K. R. Park, "Super-Resolution Method Based on Multiple Multi-Layer Perceptrons for Iris Recognition," *the 4th International Conference on Ubiquitous Information Technologies and Applications*, pp. 322-326, Dec. 2009.
- [21] S. Anna Durai and E. Anna Saro, "Images Compression with Back-Propagation Neural Network using Cumulative Distribution Function," *In Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology*, Vol.12, Dec. 2006.
- [22] "CASIA ver. 3," <http://www.cbsr.ia.ac.cn/IrisDatabase.htm> (accessed on 2009.7.3).
- [23] 김학수. "Visual C++ 2005를 이용한 디지털 영상처리 프로그래밍 따라하기," 그린출판사, 2008.
- [24] D. H. Cho, K. R. Park, D. W. Rhee, Y. G. Kim, and J. H. Yang "Pupil and Iris Localization for Iris Recognition in Mobile Phones" *SNPD*, Las Vegas, Nevada, USA, 2006.
- [25] John G. Daugman, "High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.15, No.11, pp. 1148-1161, Nov. 1993.
- [26] John G. Daugman, "Demodulation by Complex-valued Wavelets for Stochastic Pattern Recognition," *International Journal of Wavelets, Multi-resolution and Information Processing*, Vol.1, No.1, pp. 1-17, 2003.
- [27] John G. Daugman, "The importance of being random: statistical principles of iris recognition," *Pattern Recognition*, Vol.36, No.2, pp. 279-291, Feb. 2003.
- [28] John G. Daugman, "How Iris Recognition Works," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol.14, No.1, pp. 21-29, Jan. 2004.
- [29] Libor Masek, "Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification," Bachelors Thesis, University of Western Australia, 2003.
- [30] 장영근, 강병준, and 박강령, "홍채 인식을 위한 포물 허프 변환 기반 눈꺼풀 영역 검출 알고리즘," *대한전자공학회 논문지*, 제44권 SP원 제01호, pp. 94-104, 2007년 1월.
- [31] Y. K. Jang, B. J. Kang, and K. R. Park "A study on eyelid localization considering image focus for iris recognition," *Pattern Recognition Letters*, Vol.29, No.11, pp. 1698-1704, 2008.
- [32] Byung Jun Kang and Kang Ryoung Park, "A Robust Eyelash Detection Based on Iris Focus Assessment," *Pattern Recognition Letters*, Vol.28, Issue 13, Oct. 2007, pp. 1630-1639.
- [33] Kang Ryoung Park, Hyun-Ae Park, Byung Jun Kang, Eui Chul Lee, and Dae Sik Jeong, "A Study on Iris Localization and Recognition on Mobile Phone," *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, Vol.2008 (2008), Nov. 2007.

- [34] Hyun-Ae Park and Kang Ryoung Park, "Iris Recognition Based on Score Level Fusion by Using SVM," *Pattern Recognition Letters*, Vol.28, Issue 15, Nov. 2007, pp. 2019-2028.
- [35] N. Macmillan, and C. Creelman, "Detection Theory: A Users Guide," New York: Cambridge University Press, 1991.
- [36] A. J. Mansfield and J. L. Wayman, "2002, Best Practices in Testing and Reporting Performance of Biometric Devices," UK Government Biometrics Working Group.
- [37] James L. Wayman. 1999, "Technical Testing and Evaluation of Biometric Identification Devices." In A. Jain, R. Bolle, S. Pankanti (Eds.) *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*.
- [38] "Lanczos resampling," http://en.wikipedia.org/wiki/Lanczos_resampling (accessed on 2009. 7.3).



신 광 응

2008년 2월 동국대학교 전자공학과 공학사
 2008년 9월~현재 동국대학교 전자전기공학부 석박사 통합 과정
 관심분야 : 영상 신호처리, 바이오인식



강 병 준

2004년 상명대학교 소프트웨어학과 졸업
 2006년 상명대학교 컴퓨터과학과 석사
 2009년 상명대학교 컴퓨터과학과 박사
 2009년 2월 ~2009년 5월 한양대

학교 의공학연구소 연구조교수
 현재 한국전자통신연구원 휴먼인식기술연구팀 선임연구원
 관심분야 : 바이오인식, 영상신호처리, 컴퓨터비전



박 강 령

1994년 연세대학교 전자공학과 졸업
 1996년 연세대학교 전자공학과 석사
 2000년 연세대학교 전기·컴퓨터공학과 박사
 2000년~2003년 LG 전자 기술원

Digital Vision Group 선임연구원
 2003년~2008년 상명대학교 소프트웨어대학 디지털미디어학부 조교수
 2008년~현재 동국대학교 전자전기공학부 부교수
 관심분야 : 영상/음성신호처리, 바이오인식, 패턴인식



신 재 호

1979년 서울대학교 전자공학과 학사
 1982년 서울대학교 전자공학과 공학석사
 1987년 서울대학교 전자공학과 공학박사

1983년~1988년 명지대학교 조교수
 1988년~현재 동국대학교 전자전기공학부 교수
 관심분야 : 신호처리, 음향신호처리, 음향위터마킹