

저해상도 얼굴 영상의 해상도 개선을 위한 영역 기반 복원 방법

(Region-Based Reconstruction Method for Resolution
Enhancement of Low-Resolution Facial Image)

박 정 선 [†]

(Jeong-Seon Park)

요약 본 논문에서는 영역 기반 복원 방법을 통하여 한 장의 저해상도 얼굴 영상으로부터 고해상도 얼굴 영상을 복원하는 방법을 제안한다. 제안된 방법은 예제 기반 복원과 얼굴 영상을 형태 정보와 질감 정보로 나누어 표현하는 변형 가능 얼굴 모형에 기반한다. 먼저, 예제 기반 복원 방법의 성능을 개선하기 위하여, 전역 복원 결과와 국부적 복원 결과를 결합하는 영역 기반 복원 방법을 제안한다. 또한, 변형 가능 얼굴 모형의 장점을 해상도 복원에 적용하기 위하여, 확장된 변형 가능 얼굴 모형을 정의한다. 제안된 모형에서 얼굴 영상은 저해상도 얼굴 영상, 보간법을 통해 개선한 고해상도 얼굴 영상, 그리고 원래의 고해상도 얼굴 영상의 쌍으로 구성되며, 이는 다시 확장된 형태 정보와 확장된 질감 정보로 나뉜다.

다양한 실험을 통하여, 제안된 방법이 저해상도 얼굴 영상으로부터 고해상도 얼굴 영상을 효과적으로 복원함을 입증하였으며, 이 방법을 사용하여 원거리 감시 시스템에서 획득된 저해상도 얼굴 영상을 고해상도 얼굴 영상으로 합성함으로써, 얼굴 인식 시스템의 성능을 높일 수 있는 가능성을 확인하였다.

키워드 : 얼굴 인식, 확장된 변형 가능 얼굴 모형, 영역 기반 복원, 얼굴 해상도 개선

Abstract This paper proposes a resolution enhancement method which can reconstruct high-resolution facial images from single-frame, low-resolution facial images. The proposed method is derived from example-based reconstruction methods and the morphable face model. In order to improve the performance of the example-based reconstruction, we propose the region-based reconstruction method which can maintain the characteristics of local facial regions. Also, in order to use the capability of the morphable face model to face resolution enhancement problems, we define the extended morphable face model in which an extended face is composed of a low-resolution face, its interpolated high-resolution face, and the high-resolution equivalent, and then an extended face is separated by an extended shape vector and an extended texture vector.

The encouraging results show that the proposed methods can be used to improve the performance of face recognition systems, particularly to enhance the resolution of facial images captured from visual surveillance systems.

Key words : Face recognition, Extended morphable face model, Region-based reconstruction, Face resolution enhancement

1. 서론

국제 공항, 항만, 스포츠 경기장 등과 같이 보안이 요

구되는 지역에서의 원거리 감시 시스템에 대한 관심 및 요구가 증가하고 있으며, 이에 필요한 얼굴 인식 기술에 대한 연구 또한 오랫동안 진행되고 있다. 그러나, 얼굴의 자세(포즈) 및 표정의 변화, 다른 객체로 인한 얼굴의 가려짐, 조명의 변화, 원거리 감시 시스템에서 발생하는 저해상도 영상과 같은 문제가 얼굴 인식의 실용화를 어렵게 만드는 걸림돌로 작용한다. 특히, 저해상도 영상을 다루는 것은 얼굴 인식 뿐만 아니라, 과학 영상, 의학 영상, 기상 영상의 분석 시스템, 영상 압축, 전송,

· 본 연구는 정보통신부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구비 지원으로 수행되었음 (과제번호: IITA-2006-C1090-0602-0001)

· MPI 얼굴 데이터베이스를 제공해 준 Max-Planck Institute에 감사의 마음을 전합니다.

[†] 정희원 : 전남대학교 멀티미디어 교수

jpark@chonnam.ac.kr

논문접수 : 2007년 2월 5일

심사완료 : 2007년 3월 24일

복원 시스템, 감시 또는 모니터링 시스템 등과 같은 다양한 영상 처리 응용 분야에서 자주 발생하는 어려운 문제이다[1].

이와 같은 문제를 해결하기 위하여 한 장 또는 일련의 저해상도 영상 시퀀스로부터 고해상도 영상을 추정하거나 복원하는 다양한 연구가 진행되고 있다[2]. 대표적인 방법으로 보간법과 초해상도(super-resolution) 방법을 들 수 있다.

보간법은 전통적인 고해상도 영상 합성 방법으로써, 확대된 영상에서 이웃하는 화소의 정보를 이용하여 새로운 화소의 값을 직접 계산하고, 확대된 영상을 평활화한다. 그러나, 이와 같은 보간법은 원래 저해상도 영상의 정보만을 바탕으로 고해상도 영상을 복원하므로, 일반적으로 성능이 떨어진다[3].

초해상도 방법은 영상 자체의 정보뿐 만 아니라 화소 생성의 원리 및 이웃 프레임 사이의 관계와 같은 부가적인 정보를 이용함으로써, 보다 뛰어난 고해상도 영상을 얻을 수 있는 점에 착안한 방법이다[4,5]. 초해상도 방법은 한 장의 고해상도 영상을 복원하기 위하여 입력으로 사용되는 저해상도 영상의 종류에 제한이 있는지 여부에 따라 일반적인 초해상도 방법(general super-resolution)[6]과 범위 제한 초해상도 방법(domain specific super-resolution)으로 나뉜다. 범위 제한 초해상도 방법은 얼굴 영역 또는 문자 영역과 같이 저해상도 영상의 범위가 제한된 부류에서 고해상도 영상을 복원하는 방법이다.

대부분의 초해상도 방법[3,6-12]은 복원되어야 할 영상 부류에 대한 사전 지식 정보를 이용한다. 대표적인 예로 저해상도 영상과 고해상도 영상의 쌍으로 구성되는 예제 집합 즉, 학습 집합을 이용한다. 이와 같은 예제 기반 학습 방법을 사용할 때, 목표는 학습 집합에서 추출한 정보를 바탕으로, 주어진 저해상도 영상으로부터 고해상도 영상을 예측하는 것이라 말할 수 있다.

Hardie 등[6]은 일반 영상으로부터 고해상도 영상을 예측하기 위하여 마코프 랜덤 필드(MRF: Markov Random Field) 정보를 사용하였다. Baker와 Kanade[1]는 고해상도 영상으로부터 저해상도 순서로 단계적인 피라미드 영상을 만들어 학습 정보를 구축하고, 베이시안(Bayesian) 이론에 근거하여 고해상도 얼굴 영상을 예측하였다. Gunturk 등[8]은 주성분 분석(PCA: Principal Component Analysis)을 이용하여 사전 지식을 구축하였다. 이와 유사하게 Wang과 Tang[3]도 고유-변환(eigen-transformation) 방법을 이용하여 고해상도 얼굴 영상을 복원하였으나, 얼굴 영상 전체에 적용함으로써, 국부적인 특징에 신경을 쓸 수가 없었다. Liu 등[9]은 가우시안(Gaussian) 이론에 근거하여 전역적인

얼굴을 복원하고, 마코프 랜덤 필드에 근거하여 국부적으로 얼굴 영상을 복원하는 두 단계 방법을 제안하였다. 이 방법을 바탕으로 Li와 Lin[10]도 두 단계 방법을 제안하였는데, 최대 사후 확률(MAP: Maximum A Posterior)에 근거하여 전체 얼굴 영상을 복원하고, 최대 사후 행렬을 이용하여 잔류의 영상을 다시 추정하였다.

본 논문은 예제 기반 학습 방법을 이용하여 한 장의 저해상도 얼굴 영상으로부터 한 장의 고해상도 얼굴 영상을 복원하는 방법을 제안한다. 또한 예제 기반 고해상도 얼굴 복원 방법에서 얼굴의 국부적인 특징을 유지하기 위하여, 국부적인 영역에 대해서 복원을 추가로 수행하고 이를 전역적인 복원 영상에 결합하는 영역 기반 복원 방법을 제안한다.

기존의 고해상도 얼굴 복원 방법들이 일반적으로 정규화된 얼굴 모델을 기반으로 수행하는 반면, 제안된 방법은 얼굴 인식 및 3D 얼굴 복원 분야에서 성능이 입증된 변형 가능 얼굴 모형(Morphable face model)에 기반한다. 변형 가능 얼굴 모형을 고해상도 얼굴 복원에 적용하기 위하여, 저해상도 얼굴 영상, 보간법으로 복원한 고해상도 얼굴 영상, 원래의 고해상도 얼굴 영상의 쌍으로 확장된 얼굴을 구성하고, 이를 확장된 형태 정보와 확장된 질감 정보로 나누어 표현한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 다음 장에서는 예제 기반 복원 방법의 기본 개념과 기존의 변형 가능 얼굴 모형을 소개한다. 3장에서는 예제 기반 고해상도 얼굴 복원 문제를 해결하기 위한 수학적 과정을 설명하고, 영역 기반 복원 방법을 설명한다. 또한 변형 가능 얼굴 모형의 장점을 고해상도 얼굴 영상 복원에 적용하기 위하여 확장된 변형 가능 얼굴 모형을 정의한다. 제 4장에서는 다양한 얼굴 데이터베이스를 사용한 실험 결과를 제시하고 분석한다. 마지막으로 결론 및 향후 연구 방향에 대해서 논의한다.

2. 관련 연구

본 장에서는 많은 수의 예제 얼굴 영상으로부터 학습된 사전 지식을 이용하는 예제 기반 복원 방법의 기본 개념을 설명하고, 일반적인 얼굴 모델보다 얼굴 인식 및 3D 얼굴 복원 등의 성능이 뛰어난 것으로 알려진 기존의 변형 가능 얼굴 모형[13,14]을 간단히 소개한다.

비디오 감시 시스템과 같은 영상 처리 응용 분야에서 우리는 일련의 저해상도 영상 프레임으로부터 작은 크기의 얼굴 영역을 추출하고 이를 고해상도로 개선하는 과정이 필요하다[16,17]. 그러나, 얼굴 추출 부분은 본 논문의 범위를 벗어나므로, 다음 그림 1의 (a)와 같이 저해상도 얼굴 영상은 이미 추출되었다고 가정한다.

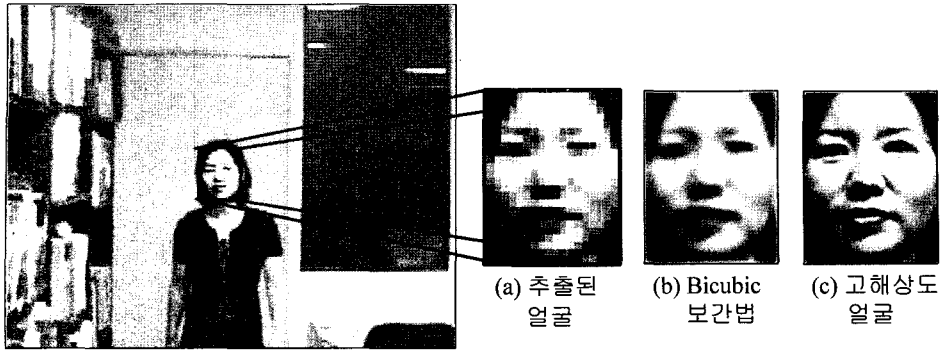


그림 1 하나의 비디오 프레임 영상에서 추출된 저해상도 얼굴 영상의 예: (a) 추출된 저해상도 얼굴 영상, (b) Bicubic 보간법을 이용하여 복원된 고해상도 얼굴 영상, (c) 원래의 고해상도 얼굴 영상

2.1 예제 기반 얼굴 복원 방법

충분히 많은 수의 얼굴 영상 데이터를 오프라인 학습에 사용할 수 있다고 가정하면, 임의의 입력 얼굴에 대해서 학습 데이터로부터 생성된 대표 얼굴 영상들의 선형 가중합으로 표현할 수 있다[13-15,18](그림 2).

예제 기반 복원 방법의 수학적 과정을 설명하기 위하여, 다음의 기호를 정의한다. 먼저 임의의 입력 얼굴 영상(I)을 다음과 같이 모든 화소 값의 열 벡터로 표현한다.

$$I = (i_1, i_2, \dots, i_n, \dots, i_N)^T \in \mathbb{R}^N \quad (1)$$

여기서, i_n 은 총 N개의 화소에서 n-번째 화소의 명도값을 나타낸다. $I(x_n)$ 은 x_n 의 화소 값을 나타낸다. 즉 $I(x_n) = i_n$ 이다.

복원된 얼굴(R)은 입력 영상에 대해서 M 개의 대표 얼굴의 선형 가중합으로 근사화시킨 결과 얼굴이다. 그러면 위의 예제 기반 복원 방법은 다음 식과 같은 선형 가중합으로 표현할 수 있다.

$$I \cong \alpha_1 P_1 + \alpha_2 P_2 + \dots + \alpha_M P_M = \sum_{m=1}^M \alpha_m P_m = R \quad (2)$$

여기서, P_m 과 α_m 은 각각 m-번째 대표 얼굴과 m-번째 대표 얼굴의 결합 가중치의 값을 나타낸다.

위 식에서 결합 가중치 집합을 벡터로 표현하면 $\vec{\alpha} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M)^T$ 이 된다. 또한 대표 얼굴은 행렬 형태로 표현하면 $P = (P_1, P_2, \dots, P_M)$ 이 된다. 그러면 식 (2)는 다음과 같은 단순한 내적 형태의 식으로 표현할 수 있다.

$$R = P \cdot \vec{\alpha} \quad (3)$$

이제, 예제 얼굴 영상에 주성분 분석(PCA)를 적용하여 직교 좌표계로 변환한다. 변환된 시스템에서 임의의 얼굴 영상은 공분산 행렬로부터 얻어진 고유벡터(e_1, e_2, \dots, e_M)의 선형 가중합으로 분해될 수 있다. 이때, 공분산 행렬은 각각의 예제 얼굴을 학습 얼굴 영상의 평균 영상(\bar{I})과 뺀 차영상으로 구성된다. 그러면 임의의 얼굴은 다음과 같은 식으로 표현될 수 있다.

$$\Delta I = I - \bar{I} = \sum_{m=1}^M \alpha_m e_m \Rightarrow I = \bar{I} + \sum_{m=1}^M \alpha_m e_m \quad (4)$$

여기서, ΔI 는 임의의 입력 영상과 학습 영상으로부터 생성된 평균과의 차 영상을 의미한다.

식 (4)를 이용하여, 고유 벡터 또는 고유 얼굴(e_1, e_2, \dots, e_M)이 예제 기반 복원 방법의 대표 얼굴로 사용될 수 있음을 확인할 수 있다. 이제부터는 대표 얼굴 $P = (P_1, P_2, \dots, P_M)$ 는 M 개의 고유 얼굴(e_1, e_2, \dots, e_M)



그림 2 예제 기반 얼굴 복원의 기본 개념: 임의의 입력 얼굴은 대표 얼굴의 선형 가중합으로 근사화 시킬 수 있다.

이라고 가정하고 예제 기반 복원 방법의 수학적 과정을 설명한다.

최적의 결합 가중치 집합을 찾기 위해서 재구성 오차를 최소로 하는 가중치 집합 ($\bar{\alpha}$)을 찾고자 한다. 이 때, 가중치 집합 $\bar{\alpha}$ 의 재구성 오차 $E(\bar{\alpha})$ 는 다음 식과 같이 입력 얼굴 영상과 이로부터 복원된 얼굴 영상과의 오차 제곱합으로 정의한다.

$$E(\bar{\alpha}) = \sum_{n=1}^N (\mathbf{I}(x_n) - \mathbf{R}(x_n))^2 = \|\mathbf{I} - \mathbf{R}\|^2 = \|\mathbf{I} - \bar{\alpha} \cdot \mathbf{P}\|^2 \quad (5)$$

여기서, \mathbf{I} 와 \mathbf{R} 은 각각 입력 영상과 재구성된 영상의 N 개의 화소 (x_1, x_2, \dots, x_N)로 구성된 열 벡터를 나타낸다.

그러면, 예제 기반 복원의 문제는 위의 오차 함수를 최소화하는 $\bar{\alpha}$ 를 찾는 것으로 정의할 수 있다.

$$\bar{\alpha} = \underset{\alpha}{\operatorname{arg\,min}} E(\bar{\alpha}) \quad (6)$$

2.2 변형 가능 얼굴 모형 [14]

변형 가능 얼굴 모형은 Vetter와 Troje[13]에 의해서 처음 소개되었고, 그 이후로 많은 연구자들에 의해 3D 변형 가능 얼굴 모형으로까지 발전되었으며[14,15], 사람 얼굴의 인코딩, 재현, 인식 등의 문제에서 우수한 성능을 가지는 것으로 보고되고 있다[15].

얼굴 영상과 참조 얼굴 영상 사이의 화소 단위 대응 관계(correspondence)를 이미 알고 있다면[13], 임의의 얼굴 영상에 대해서 2D 형태(shape)는 참조 얼굴 영상으로부터의 x 축과 y 축의 변위(displacement)로 정의되며, 질감(texture)은 얼굴 영상을 참조 얼굴 영상에 대응시켰을 때의 해당 화소의 밝기 또는 색상 값으로 정의된다.

다수의 예제 기반 응용에서, 정규화의 정확도는 예제 기반 응용의 성능에 영향을 미친다. 추출된 영상에서 눈, 코, 입 등과 같이 일부의 특징 점들을 기반으로 정규화하고, 정규화된 영상에서의 화소 값들만을 정보로 사용하는 일반 얼굴 모형과는 달리, 변형 가능 얼굴 모형은 참조 얼굴의 모든 화소에 대응하는 화소 값(질감 정보)과 변위 값(형태 정보)을 사용하므로 가장 정확한 정규화 방법이라 할 수 있다. 결과적으로 변형 가능 얼굴 모형은 참조 얼굴에 대해 같은 수의 형태 정보와 질감 정보를 제공하게 된다. 또한, 이 모델은 임의의 얼굴을 예제 얼굴을 사용하여 재현할 수 있으며, 예제 얼굴로부터 새로운 얼굴을 생성할 수도 있는 잠재력을 가지고 있다.

위와 같은 형태 정보와 질감 정보에 대한 정의를 바탕으로, 얼굴 영상에 대한 형태 정보는 다음의 벡터로 표현할 수 있다.

$$\mathbf{S} = (d_1^x, d_1^y, \dots, d_n^x, d_n^y, \dots, d_N^x, d_N^y)^T \in \mathcal{R}^{2N} \quad (7)$$

여기서, N 은 얼굴 영상에서의 화소의 수이며, (d_n^x, d_n^y) 는 참조 얼굴의 한 화소 x_n 에 대응하는 화소의 거리이며, $\mathbf{S}(x_n)$ 으로 표기한다.

질감 정보는 입력 얼굴을 참조 얼굴로 매핑한 결과 영상에서의 명도 지도(intensity map)로 표현된다. 그러므로, 형태 정규화된(형태 무관) 질감 정보가 되며, 다음과 같은 벡터로 표현된다.

$$\mathbf{T} = (i_1, \dots, i_n, \dots, i_N)^T \in \mathcal{R}^N \quad (8)$$

여기서, i_n 은 참조 영상의 한 화소 x_n 에 대응하는 얼굴에서의 화소값(색상 또는 밝기)이며, $\mathbf{T}(x_n)$ 로 표기한다.

다음으로, 예제 기반 복원의 기본 아이디어를 형태 벡터와 질감 벡터 모두에 적용하면, 두 벡터는 다음과 같은 대표 벡터의 선형 가중합으로 표현될 수 있다.

$$\mathbf{S} \cong \bar{\beta} \cdot \mathbf{S}^P, \quad \mathbf{T} \cong \bar{\gamma} \cdot \mathbf{T}^P \quad (9)$$

여기서, \mathbf{S} 와 \mathbf{T} 는 입력 얼굴 영상의 형태 벡터와 질감 벡터를 나타내며, \mathbf{S}^P 와 \mathbf{T}^P 는 각각 예제 형태 집합과 예제 질감 집합으로부터 만들어진 대표 형태(고유-형태) 벡터들과 대표 질감(고유-질감) 벡터이다. 그리고, $\bar{\beta}$ 와 $\bar{\gamma}$ 는 각각 대표 형태 벡터들과 대표 질감 벡터들을 선형으로 결합하는데 사용되는 계수 벡터를 나타낸다.

변형 가능 얼굴 모형을 이해하고 적용하기 위해서는 순방향 왜곡(forward warping)과 역방향 왜곡(backward warping) 과정을 알아야 한다. 순방향 왜곡(또는 질감 왜곡)은 참조 얼굴 공간에 표현된 질감 정보를 형태 정보를 이용해서 입력 얼굴 영상 공간으로 변형시키는 과정이다. 즉, 결과는 입력 얼굴 영상이 된다. 역방향 왜곡은 입력 얼굴 영상을 형태 정보를 이용해서 참조 얼굴 공간으로 변환시키는 과정이다. 즉, 결과는 참조 얼굴 공간에 표현된 질감 정보가 생성된다. 순방향 및 역방향 왜곡에 대한 수학적 정의 및 보다 자세한 설명은 Vetter와 Troje의 연구 논문을 참조하기 바란다 [13].

3. 제안된 해상도 개선 방법

이번 장에서는 예제 기반 해상도 개선 방법의 수학적 풀이 과정을 설명하고, 해상도 개선 결과 영상의 성능을 높이기 위한 영역 기반 복원 방법을 제안한다. 또한, 변형 가능 얼굴 모형의 장점을 이용하기 위한 확장 가능 얼굴 모형을 정의한다.

3.1 예제 기반 얼굴 해상도 개선 방법

예제 기반 복원 방법을 단일 프레임 얼굴 영상의 해상도 개선 분야에 적용하기 위하여, 고해상도 영상과 저해상도 영상의 쌍을 충분히 많이 수집할 수 있다고 가정한다. 앞 장에서 설명한 예제 기반 복원 방법의 정의에 따라서, 주어진 저해상도 얼굴 영상에 대하여 저해상도 대표 영상을 계수를 이용하여 선형 가중합으로 표현할 수 있다. 그러면, 저해상도 대표 영상 결합에 사용하였던 계수를 고해상도 영상의 대표 영상 결합에 사용함으로써, 고해상도 얼굴 영상을 복원할 수 있다(그림 3).

결과적으로, 고해상도 복원 문제를 해결하기 위한 목표는 주어진 저해상도 얼굴 영상을 저해상도 대표 얼굴의 선형 가중합으로 표현하기 위한 최적의 가중치 집합($\vec{\alpha}$)을 찾는 것으로 귀결된다. 바꿔 말하면, 주어진 저해상도 얼굴 영상을 저해상도 대표 얼굴의 선형 가중합으로 근사화시키는 과정이 필요하다.

최적의 가중치 집합($\vec{\alpha}$)을 찾기 위해, 다음 식 (10)과 같이 저해상도 얼굴(I_L)과 이에 대응하는 고해상도 얼굴(I_H)을 연결함으로써 확장된 얼굴(I^+)을 정의한다.

$$I^+ = (i_1, i_2, \dots, i_L, i_{L+1}, i_{L+2}, \dots, i_{L+H})^T, \quad (10)$$

여기서 L 과 H 는 각각 저해상도 얼굴 영상 $I_L = (i_1, i_2, \dots, i_L)^T$, 및 고해상도 얼굴 영상 $I_H = (i_{L+1}, i_{L+2}, \dots, i_{L+H})^T$ 의 화소 수이다.

그러면, 임의의 확장된 얼굴 영상(I^+)은 다음 식과 같이 예제 기반 복원 방법을 적용함으로써 확장된 대표 얼굴의 선형 가중합으로 표현될 수 있다.

$$I^+ \cong P^+ \cdot \vec{\alpha} = R^+ \quad (11)$$

여기서, P^+ 와 R^+ 은 각각 확장된 대표 얼굴과 복원된 확장 얼굴을 나타낸다.

위 식 (11)은 이전의 식 (3)과 유사한 형태를 갖는다. 확장된 얼굴 $L+H$ 개의 화소 중에 저해상도 얼굴 영상에 해당하는 L 개의 화소만 주어진 상황에서 M 개의 가중 계수를 찾는 것으로 해상도 개선 문제를 정의할 수 있다.

최적의 가중치 집합 $\vec{\alpha}$ 를 찾기 위하여 다음 식 (12)와 같이 확장된 얼굴의 저해상도 얼굴 부분에 해당하는 오차 함수 $E_L^+(\vec{\alpha})$ 를 정의한다. 이 오차 함수는 주어진 저해상도 영상과 저해상도 대표 얼굴의 선형 가중합으로 복원된 저해상도의 오차의 합을 계산한다.

$$E_L^+(\vec{\alpha}) = \sum_{n=1}^L (I^+(x_n) - R_L^+(x_n))^2 = \sum_{n=1}^L (I^+(x_n) - \vec{\alpha} \cdot P_L^+(x_n))^2 = \|I_L^+ - P_L^+ \cdot \vec{\alpha}\|^2 \quad (12)$$

여기서, I_L^+ , P_L^+ , R_L^+ 는 각각, 확장된 입력, 대표 얼굴, 복원된 얼굴의 저해상도 부분을 나타낸다.

이제 해상도 개선 문제는 식 (12)의 오차 함수를 최소화하는 가중치 집합 $\vec{\alpha}^*$ 를 찾는 것으로 정의된다.

$$\vec{\alpha}^* = \underset{\vec{\alpha}}{\text{arg min}} E_L^+(\vec{\alpha}) \quad (13)$$

식 (12)와 식 (13)은 최소 제곱 형태를 갖는다. 따라서 식 (12)는 다음과 같은 행렬의 내적으로 표현할 수 있다.

$$E_L^+(\vec{\alpha}) = 0 \Rightarrow I_L^+ = P_L^+ \cdot \vec{\alpha} \quad (14)$$

내적의 성질에 따라, 식 (14)를 $(P_L^+)^T \cdot P_L^+ \cdot \vec{\alpha} = (P_L^+)^T \cdot I_L^+$

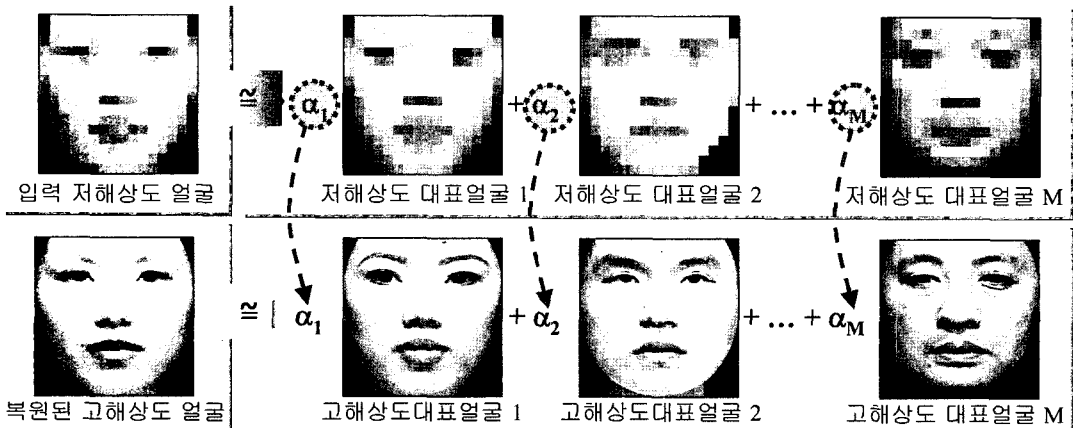


그림 3 예제 기반 해상도 개선의 기본 아이디어: 주어진 저해상도 영상을 예제 기반 방법으로 복원하기 위하여 사용된 계수를 고해상도 대표 영상에 적용함으로써 고해상도 얼굴 영상을 복원할 수 있다.

와 같이 전개할 수 있다. \mathbf{P}_L^+ 의 열이 선형 독립이라면, $(\mathbf{P}_L^+)^T \cdot \mathbf{P}_L^+$ 항은 비특이(non-singular) 성질을 가지며 역행렬을 갖는다. 그러면 최적의 해는 다음과 같은 식으로 구할 수 있다.

$$\bar{\mathbf{a}}^* = \left((\mathbf{P}_L^+)^T \cdot \mathbf{P}_L^+ \right)^{-1} \cdot (\mathbf{P}_L^+)^T \cdot \mathbf{I}_L^* \quad (15)$$

위 식에 의해서 찾은 해($\bar{\mathbf{a}}^*$)를 확장된 대표 얼굴 \mathbf{P}^+ 에 적용한다. 즉 $\mathbf{R}^+ = \mathbf{P}^+ \cdot \bar{\mathbf{a}}^*$ 식에 적용한다.

마지막으로, 식 (16)과 같이 확장된 복원 얼굴의 상위 부분에서 H 개의 화소를 선택함으로써 고해상도 얼굴 영상을 복원할 수 있다.

$$\mathbf{R}_H(x_j) = \mathbf{R}^+(x_{L+j}), \quad j=1, 2, \dots, H \quad (16)$$

여기서, x_1, \dots, x_H 는 복원된 고해상도 얼굴 영상의 화소를 나타낸다.

이와 같은 과정을 적용함으로써, 임의의 새로운 저해상도 얼굴 영상에 대해 고해상도 얼굴 영상을 얻을 수 있다. 예제 기반 해상도 개선의 개념은 다음 식 (17)로 요약할 수 있다.

$$\begin{pmatrix} \mathbf{I}^+(x_1) \\ \vdots \\ \mathbf{I}^+(x_L) \\ \text{?} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{P}_1^+(x_1) & \dots & \mathbf{P}_M^+(x_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{P}_1^+(x_L) & \dots & \mathbf{P}_M^+(x_L) \\ \mathbf{P}_1^+(x_{L+1}) & \dots & \mathbf{P}_M^+(x_{L+1}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{P}_1^+(x_{L+H}) & \dots & \mathbf{P}_M^+(x_{L+H}) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_1^* \\ \vdots \\ \alpha_M^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}^+(x_1) \\ \vdots \\ \mathbf{R}^+(x_L) \\ \mathbf{R}^+(x_{L+1}) \\ \vdots \\ \mathbf{R}^+(x_{L+H}) \end{pmatrix} \Rightarrow \mathbf{R}_H \quad (17)$$

3.2 영역 기반 복원 방법

3.1절에서 설명한 해상도 개선 방법은 전체 얼굴 영역을 대상으로 한다. 그러나, 전체 영역을 대상으로 하여 복원할 경우, 특정 영역의 두드러진 특징이 다른 부분의

복원에도 영향을 미치는 특성을 가지고 있다. 그러므로, 복원된 고해상도 얼굴 영상에서 국부 영역의 특징이 약해지는 단점을 가진다.

국부적 영역의 특징을 독립적으로 보존하기 위하여, 눈, 코, 입 등과 같은 중요 국부적 영역에 제안된 예제 기반 복원을 독립적으로 적용한다. 그림 4는 영역 기반 복원을 위한 전역적 마스크 영상과 편의상 눈, 코, 입 영역을 결합한 국부적 영역 마스크 영상을 보여준다. 또한 각 영역의 결과를 결합하기 위한 결합 마스크 영상도 확인할 수 있다.

이와 같은 영역 기반 방법에서 각 영역의 결과를 자연스럽게 결합하는 과정이 반드시 필요하다. 본 논문에서는 혼합(blending)방법을 적용하여, 눈, 코, 입 등 별개로 복원된 국부 영역의 복원 결과와 전역적 복원 결과를 결합한다.

제안된 혼합 방법은 국부적 영역에 속한 모든 화소에 대해 외부 경계로부터의 거리에 따라서 변화 영역(transition area)의 가중치를 정한다. 즉, 국부적 복원 영역과 전역적 복원 영역을 결합하는 가중치를 경계로부터의 최소 거리에 따라 다르게 결정한다. 국부적 영역의 혼합 가중치는 다음 식과 같이 국부적 영역의 경계로부터의 최소 거리에 따라 계산한다.

$$\omega(x_j) = 1 / (D - d(x_j) + 1), \quad \text{for } 0 < d(x_j) < D$$

$$\omega(x_j) = 1, \quad \text{for } d(x_j) \geq D \quad (18)$$

여기서, $d(x_j)$ 는 국부적 특징 영역의 경계로부터의 최소 거리이고, D 는 $\omega(x_j)=1$ 을 만족하는 최소 거리이며, 변화 영역의 크기를 결정하는 값이다.

국부적 영역에 포함된 모든 화소에 대해서 혼합을 마친 최종 화소, $\mathbf{F}(x_j)$ 는 다음과 같은 식에 의해서 갱신

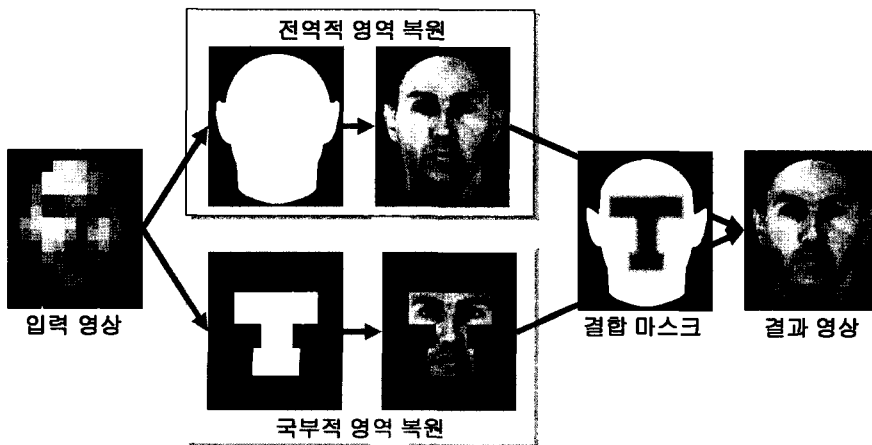


그림 4 전역적 영역 복원과 국부적 영역 복원을 결합한 영역 기반 복원 과정의 예

된다.

$$F(x_j) = \omega(x_j) \cdot R^L(x_j) + (1 - \omega(x_j)) \cdot R^G(x_j) \quad (19)$$

여기서, $R^L(x_j)$ 는 국부적 영역 복원에 의해 복원된 화소의 값이고, $R^G(x_j)$ 는 전역적 영역에서 복원된 화소의 값이다.

3.3 확장된 변형 가능 얼굴 모형

한 장의 저해상도 얼굴 영상으로부터 한 장의 고해상도 영상을 복원하기 위하여, 기존의 예제 기반 해상도 복원 방법[8-10]들과 유사하게, 제안된 방법에서도 저해상도 얼굴 영상과 이에 대응하는 고해상도 얼굴 영상의 쌍으로 구성된 학습 데이터를 구성한다. 그러나, 주어진 저해상도 얼굴 영상에서 고해상도 얼굴 영상을 복원하기 위해 사용할 수 있는 정보의 양이 너무 적다. 이와 같은 문제를 해결하기 위하여, bicubic 방법과 같은 보간법을 적용하여 저해상도 영상의 정보를 확장시킬 수 있다는 가정하에 확장된 얼굴 모형을 정의한다. 즉, 확장된 얼굴 모형은 저해상도 얼굴 영상, 여기에 보간법을 적용하여 확대한 보간 얼굴 영상, 그리고 원래의 고해상도 얼굴 영상의 쌍으로 구성한다.

여기에 변형 가능 얼굴 모형[13]의 개념을 적용하면 확장된 얼굴은 확장된 형태 정보와 확장된 질감 정보로 분리할 수 있다.

확장된 형태 정보는 저해상도 형태 정보, 보간법을 적용하여 확장한 보간 형태 정보, 그리고 원래의 고해상도 형태 정보를 연결함으로써 식 (20)과 같은 벡터 형태로 표현될 수 있다 :

$$S^+ = (d_1^x, d_1^y, \dots, d_L^x, d_L^y, d_{L+1}^x, d_{L+1}^y, \dots, d_{L+1}^x, d_{L+1}^y, d_{L+I+1}^x, d_{L+I+1}^y, \dots, d_{L+I+H}^x, d_{L+I+H}^y)^T \quad (20)$$

여기서, L, I, H 는 각각 저해상도 영상, 보간법 적용 결과 영상, 원래의 고해상도 영상에 포함된 화소 수 이다. 유사하게 확장된 질감 정보도 다음과 같은 벡터 식으로 표현할 수 있다:

$$T^+ = (t_1, \dots, t_L, t_{L+1}, \dots, t_{L+I}, t_{L+I+1}, \dots, t_{L+I+H})^T. \quad (21)$$

다음으로, 확장된 형태 정보 S^+ 와 확장된 질감 정보 T^+ 각각에 예제 기반 복원 또는 재구성 방법을 적용하면 확장된 형태 정보와 질감 정보는 다음 식과 같이 선형 가중합 형태로 표현된다:

$$S^* \cong \bar{\beta} \cdot S^{P+}, \quad T^* \cong \bar{\gamma} \cdot T^{P+} \quad (22)$$

여기서, S^{P+} 와 T^{P+} 는 저해상도 형태 정보, 보간법으로 확대된 형태 정보, 고해상도 형태 정보의 쌍으로 이루어진 예제 집합과 저해상도 질감 정보 보간법으로 확대된 질감 정보, 고해상도 질감 정보의 쌍으로 이루어진 예제 집합으로부터 얻은 확장된 대표 형태와 확장된 대표 질감 벡터 집합이다.

그림 5는 본 논문에서 제안한 확장된 변형 가능 얼굴 모형의 예를 보여주는 것으로써, 저해상도 형태 정보와 질감 정보를 확대하기 위하여 bicubic 보간법을 적용하였다.

확장된 변형 가능 얼굴 모형을 적용한 제안된 예제-기반 해상도 복원 방법은 다음과 같이 요약할 수 있다 (그림 6).

- 사전 조건 : 저해상도 얼굴 영상과 참조 영상과의 화소 간 변이 정보 즉, 형태 정보는 이미 알고 있다.
- 단계 1 : 역방향 왜곡을 이용하여 주어진 저해상도 영상에서 질감 정보를 추출한다.
- 단계 2 : 제안된 예제 기반 복원 방법을 이용하여, 저해상도 형태 정보와 이로부터 보간법을 적용한 보간

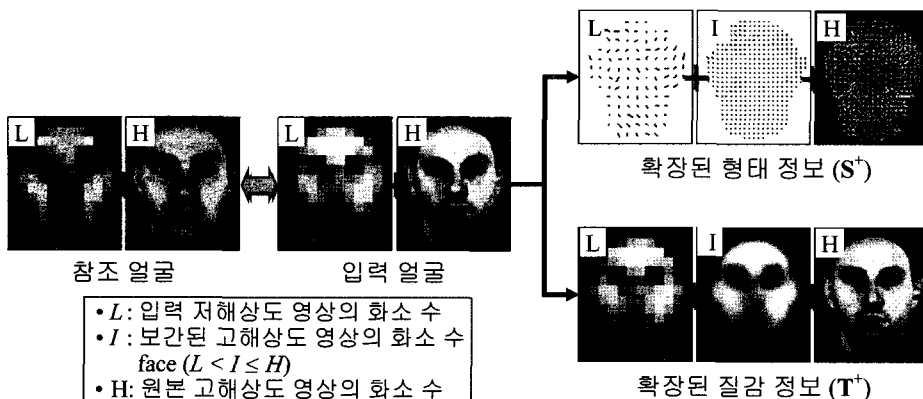


그림 5 확장된 변형 가능 얼굴 모형에 의한 얼굴 영상 표현의 예: 입력 얼굴은 확장된 형태 정보와 확장된 질감 정보로 표현할 수 있다.

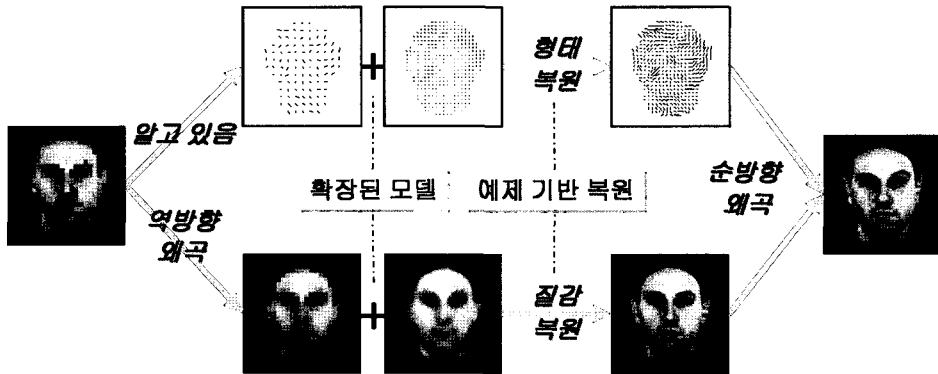


그림 6 확장된 변형 가능 얼굴 모형을 이용한 제안된 예제 기반 복원 방법의 과정

된 형태 정보를 입력 정보로 사용하여 고해상도 형태 정보를 추정한다.

- 단계 3 : 제안된 예제 기반 복원 방법을 이용하여, 저해상도 질감 정보와 이로부터 보간법을 적용한 보간된 질감 정보를 입력 정보로 사용하여 고해상도 질감 정보를 추정한다.
- 단계 4 : 전방향 왜곡을 이용하여, 추정된 고해상도 형태 정보와 추정된 고해상도 질감 정보로부터 고해상도 얼굴 영상을 복원한다.

4. 실험 결과 및 분석

4.1 실험 데이터

제안된 고해상도 얼굴 복원 방법의 성능을 검증하기 위하여, 우리는 MPI 데이터베이스에 속한 200개의 얼굴 영상을 사용하였다. 실험 영상은 레이저 스캐너로부터 획득된 3D 얼굴 모델로부터 생성된 영상이다[13]. 원래의 256×256 크기의 컬러 영상을 8비트의 명도 영상으로 바꾸고, 16×16 크기의 저해상도 얼굴 영상으로 변환하였다. 또한 데이터베이스에 속한 모든 영상과 참조 영상과의 화소별 대응관계는 미리 계산된 결과를 사용하였다[13].

또한, 한국인 얼굴 데이터베이스(KF DB)[18]와 XM2VTS

데이터베이스[19]를 추가로 사용하여 실험하였다. KF DB에 속한 540명의 한국인의 얼굴 영상으로부터 200개의 얼굴 영상과, 295명의 XM2VTS DB로부터 200개의 얼굴 영상을 임의로 선택하였다. MPI DB와 마찬가지로 컬러 영상을 256레벨의 명도 영상으로 변환하고 두 눈의 중심을 수동으로 선택하고, 이를 바탕으로 256×256 크기의 얼굴과 16×16 크기의 얼굴 영상으로 변환하였다. KF DB와 XM2VTS DB의 참조 얼굴과 예제 얼굴 영상은 그림 7과 같다.

각각의 DB에서 100개의 얼굴 영상을 임의로 선택하여 학습 집합으로 사용하였으며, 학습 집합에 대해 주성분 분석 방법(PCA)을 적용하고, 90%의 분산을 유지하도록 고유벡터(대표 얼굴)의 수를 선택하였다.

4.2 해상도 개선 실험

본 논문에서 제안한 확장된 변형 가능 얼굴 모형의 정의에 따라, 얼굴 영상에서 2D 형태 정보와 질감 정보를 각각 복원한다. 그러므로, 복원된 형태 정보와 복원된 질감 정보를 순방향 왜곡으로 복원함으로써 고해상도 얼굴 영상을 얻는다.

제안된 방법의 성능을 입증하기 위하여, 확장된 변형 가능 얼굴 모형을 적용한 제안된 방법과 여기에 영역 기반 복원을 적용한 제안된 방법과, 전통적인 bicubic



그림 7 KF DB와 XM2VTS DB의 평균 얼굴과 데이터 얼굴 영상의 예

보간법, 기존의 일반적인 얼굴 모형에 주성분 분석 방법을 적용한 예제 기반 복원 방법 등 여러 가지 해상도 개선 방법을 비교하였다.

그림 8은 학습 집합에 포함되지 않은 16×16 저해상도 얼굴 영상으로부터 복원된 256×256 크기의 고해상도 얼굴 영상의 예와, 각각의 복원된 영상과 원래의 고해상도 얼굴 영상과 평균 명도 오차를 보여준다. 이 그림에서, (a)는 3 종류의 데이터베이스로부터 추출된 입력 저해상도 영상, (f)는 원래의 고해상도 얼굴 영상을 보여 주며, (b)~(e)는 각각 bicubic 보간법, 일반적인 얼굴 모형을 사용한 기존의 예제 기반 복원 방법, 제안된 확장 변형 가능 얼굴 모형을 이용한 복원 방법과, 제안된 모형에 영역 기반 복원 방법을 이용하여 복원된 256×256 크기의 고해상도 얼굴 영상을 보여준다.

그림 8에서 보여진 바와 같이, 저해상도 얼굴 영상으로부터 각각의 얼굴을 구분하는 것은 거의 불가능하다.

bicubic 보간법을 사용해 해상도를 개선한 영상으로부터 구분하는 것도 마찬가지로 어렵다. 반면에, 예제-기반 학습 방법으로부터 복원된 얼굴 영상, 특히 확장된 변형 가능 얼굴 모형을 사용하고 영역 기반 복원 방법으로 복원된 고해상도 얼굴 영상은 다른 방법으로부터 복원된 영상보다 원래의 고해상도 얼굴 영상에 가깝다. 또한 제안된 예제 기반 해상도 복원 방법에 의해서 평균 명도 오차를 35% 이상 줄일 수 있음을 확인할 수 있다.

제안된 해상도 복원 방법의 성능을 정량적으로 평가하기 위하여, 원래의 고해상도 얼굴 영상과 각각의 방법으로부터 복원된 고해상도 얼굴 영상 사이의 화소당 평균 명도 오차를 측정하였다. 여기서 입력 저해상도 영상은 최근접 이웃(nearest neighbor) 방법을 사용하여 256×256 크기로 확대한 영상이다.

그림 9에서 보이는 바와 같이, 제안된 해상도 개선 방법 특히, 확장된 변형 가능 얼굴 모형과 영역 기반 복원

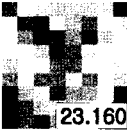



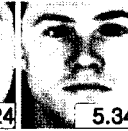



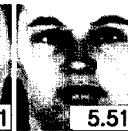









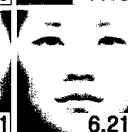











테스트 데이터	(a) 입력 저해상도	(b) Bicubic 보간법	(c) 일반 얼굴 모형	(d) 제안된 확장 모형	(e) 영역 기반 복원	(f) 원본 고해상도
MPI DB	#32	 23.160	 12.870	 12.019	 6.024	 5.343
	#72	 22.051	 11.306	 10.491	 5.514	 5.022
KF DB	#4	 8.782	 7.243	 7.333	 7.157	 6.335
	#27	 11.086	 7.846	 6.741	 6.218	 5.449
XM2-VTS DB	#237	 15.845	 15.639	 8.978	 7.652	 7.221
	#279	 18.678	 18.451	 15.678	 13.274	 12.405

그림 8 MPI, KF, XM2VTS DB의 복원 예: 16×16 크기의 저해상도 영상에서 256×256 크기의 고해상도 영상으로 복원한 예제 얼굴과 원본 영상과의 평균 명도 오차를 보여준다.

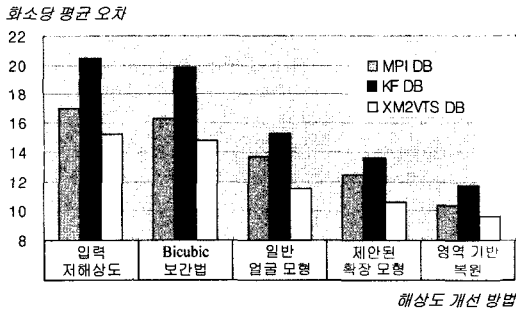


그림 9 다양한 해상도 개선 방법의 평균 오차 비교 결과

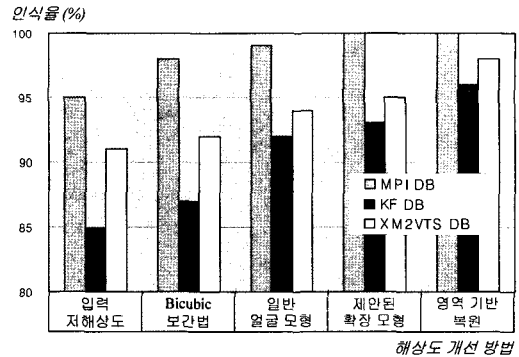


그림 11 인식률 비교 결과

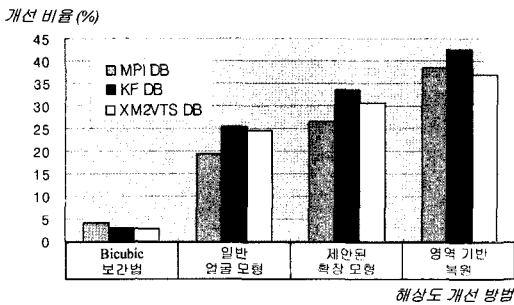


그림 10 입력 저해상도 영상으로부터 개선 비율 비교 결과

방법에 의해서 평균 복원 오차를 크게 줄일 수 있음을 확인하였다.

또한, 다음 식을 이용하여 각각의 얼굴 해상도 복원 방법에 대한 개선율(ER)을 측정하였다:

$$ER = \frac{(E^I - E^R)}{E^I} \times 100 \quad (23)$$

여기서, E^I 는 입력 저해상도 얼굴 영상과 원본 고해상도 얼굴 영상의 화소당 평균 오차이며, E^R 는 복원된 고해상도 얼굴 영상과 원본 고해상도 얼굴 영상의 화소당 평균 오차이다. 그림 10은 각각의 해상도 개선 방법에 대한 개선율을 보여준다. 이 그림에서 볼 수 있듯이 확장된 변형 가능 얼굴 모형을 사용한 제안된 해상도 개선 방법의 개선율이 매우 높음을 확인할 수 있다.

4.3 얼굴 인식 실험

그림 8~10에서 보여진 바와 같이 제안된 방법의 뛰어난 성능으로부터, 비디오 감시 시스템에서 획득한 저해상도 얼굴 영상으로부터 고해상도 얼굴 영상을 복원함으로써 얼굴 인식 시스템의 성능을 높일 수 있음을 기대할 수 있다.

얼굴 영상의 해상도 개선의 효과를 검증하기 위하여, 간단한 얼굴 인식 실험을 수행하였다. 원본 256×256 크기의 고해상도 얼굴 영상을 학습 데이터로써 얼굴 인식

시스템에 등록하고, 각각의 방법을 사용하여 16×16 크기의 저해상도 얼굴 영상으로부터 복원된 고해상도 얼굴 영상을 테스트 데이터로 사용하였다. 그림 11은 MPI 얼굴 데이터베이스(MPI DB), 한국인 얼굴 데이터베이스(KF DB), XM2VTS 데이터베이스(XM2VTS DB)를 사용하여 실험한 정 인식률을 보여준다. 그림에서 알 수 있듯이 제안된 얼굴 해상도 복원 방법에 의하여 인식 성능을 향상시킬 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서 확장된 변형 가능 얼굴 모형을 바탕으로 예제 기반 복원 방법을 적용하여, 한 장의 저해상도 얼굴 영상에서 한 장의 고해상도 얼굴 영상으로 복원하는 효과적인 해상도 개선 방법을 제안하였다. 예제 기반 해상도 복원의 초기 과정은 입력 저해상도 영상을 가장 잘 재현하는 대표 얼굴의 선형 계수를 찾는 과정과, 찾아진 선형 계수를 각각의 저해상도 대표 얼굴에 대응하는 고해상도 대표 얼굴에 적용함으로써, 고해상도 얼굴 영상을 추정하는 과정으로 이루어진다.

또한, 전역적 복원과 국부적 복원을 결합한 영역 기반 복원 방법을 적용함으로써 얼굴의 국부적 특징을 보존할 수 있었다. 그리고, 변형 가능 얼굴 모형을 해상도 개선 문제에 적용하기 위한 확장된 변형 가능 얼굴 모형을 정의하였다. 제안된 확장된 변형 가능 얼굴 모형에서 확장된 얼굴은 동일한 사람에 대해 저해상도 얼굴, 이로부터 보간법을 적용하여 생성된 고해상도 얼굴, 그리고 원본 고해상도 얼굴의 쌍으로 구성하고, 이를 확장된 형태 정보와 확장된 질감 정보로 나누었다.

MPI, KF 및 XM2VTS 데이터베이스를 사용한 실험 결과를 보면, 저해상도 얼굴 영상으로부터 복원된 고해상도 얼굴 영상은 자연스럽게, 원래의 개인적인 특징을 반영하는 것으로 확인할 수 있었다. 이러한 결과는 제안된 예제 기반 해상도 개선 방법이 원거리 비디오 감시

시스템에서 획득된 영상으로부터 얼굴 인식의 성능을 개선하는데 활용될 수 있음을 보여준다.

현재의 결과는 잘 구성된 얼굴 데이터베이스에 속한 고해상도 얼굴 영상으로부터 저해상도 영상을 합성하여 만든 저해상도 영상을 사용한 결과이다. 그러나, 제안된 예제 기반 해상도 개선 방법의 실용성을 확인하기 위해서는 원거리 비디오 감시 시스템과 같은 실제 환경에서 획득한 저해상도 영상을 활용하여 검증하여야 한다. 또한 실제 저해상도 환경에서 형태 정보를 얼마나 정확히 추출할 수 있는지에 대한 추가 연구가 이루어져야 한다.

참 고 문 헌

- [1] S. Baker and T. Kanade, "Limits on Super-Resolution and How to Break Them," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 9, pp. 1167-1183, 2002.
- [2] S.C. Park, M.K. Park, and M.G. Kang, "Super-Resolution Image Reconstruction: A Technical Overview," *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 20, No. 3, pp. 21-36, 2003.
- [3] X. Wang and X. Tang, "Hallucinating Face by Eigentransform," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews*, Vol. 35, No. 3, pp. 425-434, 2005.
- [4] G. Dedeoglu, T. Kanade, and J. August, "High-Zoom Video Hallucination by Exploiting Spatio-Temporal Regularities," *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 151-158, 2004.
- [5] F. Dekeyser, P. Perez, and P. Bouthemy, "Restoration of Noisy, Blurred, Undersampled Image Sequences Using Parametric Motion Model," *Int. Symposium on Image/Video Communications over Fixed and Mobile Networks, ISIVC 2000*, Rabat, Morocco, pp. 1071-1073, April 2000.
- [6] R. C. Hardie, K. J. Barnar, and E. E. Armstrong, "Joint Map Registration and High-Resolution Image Estimation Using a Sequence of Under-sampled Images," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 6, No. 12, pp. 1621-1633, 1997.
- [7] W. T. Freeman, T. R. Jones, and E. C. Pasztor, "Example-based Super-Resolution," *Technical Report 2001-30*, MERL - A Mitsubishi Electric Research Laboratory, August 2001.
- [8] B. K. Gunturk, A. U. Batur, Y. Altunbasak, M. H. Hayes, and R. M. Mersereau, "Eigenface-Domain Super-Resolution for Face Recognition," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 12, No. 5, pp. 597-606, 2003.
- [9] C. Liu, H.-Y. Shum and C.-S. Zhang, "A Two-Step Approach to Hallucinating Faces: Global Parametric Model and Local Nonparametric Model," *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 192-198, December 2001.
- [10] Y. Li and X. Lin, "An Improved Two-Step Approach to Hallucinating Faces," *IEEE Conf. on Image and Graphics*, pp. 298-301, December 2004.
- [11] H. Sato, W. Freeman and A. Onozawa, "Quality Improvement for Intermediate Views Using Example-Based Super-Resolution," *NTT Technical Review*, Vol. 1, No. 6, pp. 44-47, September 2003.
- [12] T. A. Stephenson and T. Chen, "Adaptive Markov Random Fields for Example-based Super-Resolution of Faces," *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*. Vol. 2006, Article ID 31062, pp. 1-11, 2006.
- [13] T. Vetter and N. E. Troje, "Separation of Texture and Shape in Images of Faces for Image Coding and Synthesis," *Journal of the Optical Society of America A*, Vol. 14, No. 9, pp. 2152-2161, 1997.
- [14] B.-W. Hwang and S.-W. Lee, "Reconstruction of Partially Damaged Face Images Based on a Morphable Face Model," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, No. 3, pp. 365-372, 2003.
- [15] V. Blanz and T. Vetter, "Face Recognition Based on Fitting a 3D Morphable Model," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, No. 9, pp. 1063-1074, 2003.
- [16] B. Tom and A. Katsaggelos, "Resolution Enhancement of Monochrome and Color Video Using Motion Compensation," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 10, No. 2, pp. 278-287, 2001.
- [17] W. Liu, D. Lin, and X. Tang, "Neighbor Combination and Transformation for Hallucinating Faces," *IEEE Conf. on Multimedia and Expo*, pp. 145-148, July 2005.
- [18] B.-W. Hwang, M.-C. Roh, and S.-W. Lee, "Performance Evaluation of Face Recognition Algorithms on Asian Face Recognition," *IEEE Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, Seoul, Korea, pp. 278-283, May 2004.
- [19] <http://www.ee.surrey.ac.uk/CVSSP/xm2vtsdb/>

박 정 선

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용
제 34 권 제 3 호 참조