

얼굴 인식을 향상을 위한 손상된 얼굴 영역의 복원

최재영[†], 황승호^{**}, 김낙빈^{***}

요 약

손상된 얼굴영상을 인식하는 문제는 자동 얼굴인식 시스템의 상용화에 중요한 논점이 되고 있다. 손상된 영상에서 얼굴을 인식하기 위한 방법은 크게 두 가지로 나누어진다. 첫째는 손상된 정보를 제거하여 인식을 하는 것이고, 둘째는 손상된 정보를 복원한 후에 인식을 하는 것이다. 본 논문에서는 손상된 영상을 코호넨 네트워크에 입력하여 손상된 영역을 추출한 다음에 주성분 분석을 통해 얻은 특징 벡터의 계수 추정을 이용하여 복원하는 방안을 제시한다. 본 논문에서 제안한 방법은 손상되지 않은 영역을 기반으로 하여 손상된 영역의 특징 벡터를 추정하고, 추정된 특징 벡터로써 손상된 영상을 복원하는 방법으로 학습되어지지 않은 영상에서도 복원이 가능하다. 본 연구실에서 얼굴 인식에 많은 영향을 미치는 눈과 입 부위를 인위적으로 손상시킨 영상을 실험하였을 때, 복원된 영상의 인식률은 학습된 영상의 경우에는 코호넨 네트워크를 사용한 방법과는 유사한 결과를 나타내고 대칭성을 이용한 방법에 비해서는 11.8%가 향상되었으며, 학습되지 않은 영상에서의 경우에는 코호넨 네트워크를 이용한 방법과 대칭성을 이용한 방법에 비해 각각 14%, 7% 향상되었다.

Reconstruction of Partially Damaged Face for Improving a Face Recognition Rate

JaeYoung Choi[†], SeungHo Hwang^{**}, NakBin Kim^{***}

ABSTRACT

A subject to recognize the damaged facial image is becoming an important issue in commercialization of automatic face recognition. The method to recognize a face on a damaged image is divided into two types. The one is to recognize remainders after removing the damaged information and the other is to recognize a total face after recovering the damaged information. On this paper, we present the reconstruction method by analyzing the main materials after extracting the damaged region through Kohonen network. The suggested algorithm in this paper estimates feature vectors of the damaged region using eigen-faces in PCA and then reconstructs the damaged image. This allows also the reconstruction under the untrained images. Through testing the artificial images where the eye and the mouth which have many effects to face recognition are damaged, the recognition rate of the proposed results showed similar results with the method which used Kohonen network, and improved about 11.8% more than symmetrical property method. Also, in case of the untrained image, our results improved about 14% more than that of the Kohonen method and about 7% more than that of the symmetrical property method.

Key words: Face Reconstruction(얼굴 복원), Face Recognition(얼굴 인식), PCA(주성분 분석), Kohonen Network(코호넨 네트워크)

※ 교신저자(Corresponding Author) : 김낙빈, 주소 : 경기도 성남시 수정구 복정동 산65번지(461-701), 전화 : 031) 750-5326, FAX : 031) 756-5053

E-mail : nbkim@kyungwon.ac.kr

접수일 : 2003년 6월 18일, 완료일 : 2003년 8월 13일

[†] 경원대학교 전자계산학과(공학박사)

(E-mail : jy1001@web.kyungwon.ac.kr)

^{**} 경원대학교 전자계산학과(공학석사)

(E-mail : stork0301@hotmail.com)

^{***} 경원대학교 소프트웨어대학 인터넷 미디어 전공 교수

※ 이 논문은 2003년도 대학 IT 연구센터 육성지원사업비의 지원을 받아 연구되었음.

1. 서 론

최근의 생체인식 분야에서는 사용자의 거부감이 적은 얼굴인식 시스템에 관한 연구가 활발히 진행되어지고 있다. 특히 얼굴인식의 연구중에서도 입력영상의 열화나 섀그라스 등으로 가려진 영역이 존재하더라도 이를 복원하여 인식하는 기술이 많이 연구되어지고 있다. 이는 얼굴 인식 시스템의 상용화에 커다란 역할을 할 수 있을 것으로 보여진다[1,2]. 이에

본 논문에서는 얼굴인식 분야의 최대 걸림돌이라 할 수 있는 손상된 얼굴 영역을 효율적으로 복원하여 인식률을 향상시키는 방법을 제안하였다. 제안한 방법으로는 먼저, 코호넨 네트워크를 이용하여 손상된 영역을 검출한 후에 주성분 분석의 고유얼굴과 특징 벡터를 이용하여 손상된 얼굴 영역을 복원하게 되는데, 이렇게 복원된 영상은 입력영상과 형태적으로는 유사하더라도 명암이나 질감이 많이 다르게 되므로, 질감 및 명암 차이를 수정하기 위하여 복원 과정에서 영상의 기하학적인 특징을 이용하여 질감 보정을 하였다. 이렇게 형태의 복원뿐만 아니라, 입력된 영상의 질감에 맞게 손상 영역의 질감을 복원하므로써, 손상되지 않은 영상과의 차이를 최대한 줄일 수 있었으며 자연스러운 얼굴로 복원을 할 수 있었다.

본 논문의 구성은 2장에서 손상된 영역의 검출을 위한 코호넨 네트워크, 그리고 손상된 영역을 복원하기 위한 주성분 분석에 관하여 설명하고, 3장에서는 본 논문에서 제안하는 코호넨 네트워크와 고유얼굴의 계수추정을 통한 얼굴복원에 관하여 기술한다. 4장에서는 제안한 알고리즘의 구현 및 테스트를 한 실험 결과에 대하여 설명하고 성능평가를 시행하며, 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

2. 관련 연구

이 장에서는 손상된 영역의 검출에 사용되어지는 코호넨 네트워크의 특성 및 방법, 그리고 복원에서 사용되어질 주성분 분석의 특징벡터에 관련된 이론을 기술한 후, 기존의 얼굴 복원에 관한 연구에 대하여 고찰한다.

2.1 코호넨 네트워크

코호넨 네트워크는 자율적인 신경망 모델로서, 다른 신경망과는 달리 주어진 입력 패턴에 외부적 해답 없이 자기 스스로 학습할 수 있는 능력을 가지고 있다. 코호넨 네트워크는 입력층과 출력층(경쟁층)을 가지고 있으며, 각 뉴런들은 학습되어지기 위하여 서로 경쟁을 하게 된다. 여기서 경쟁을 한다는 의미는 입력뉴런과 출력뉴런간의 거리가 위상적으로 가깝게 위치하기 위해서 출력뉴런에 연결된 연결강도를 변화시킨다는 의미이다. 경쟁에 승자뉴런은 각 출력 뉴런에 연결된 웨이트와 입력뉴런과의 거리가 가장

작은 뉴런이 된다. 이렇게 경쟁에서 승리하게 된 승자 뉴런은 식 1과 같이 연결강도를 조정하게 된다[3].

$$W_{new} = W_{old} + \alpha(X - W_{old}) \tag{1}$$

W_{old} : 기존의 연결강도,

W_{new} : 조정된 연결강도,

X : 입력벡터, α : 학습률

2.2 주성분 분석 (PCA)

PCA 방법은 다변량 분석방법으로써, 전체 영상의 데이터를 분산이 큰 몇 개의 고유방향(Eigenfaces) 축으로 선형 투사시켜 데이터의 차원을 줄이는 방법으로 서로 다른 클래스의 고차원을 저차원으로 줄여서 간단하게 표현할 수 있는 체계적이고 실용적인 방법으로 데이터 압축, 영상 분석, 패턴 인식, 시계열 예측 등에 널리 쓰인다[4]. N 차원의 벡터로 표현되는 M 개의 벡터의 집합을 $\Gamma_n (n=1, \dots, M)$ 이라 하면, 얼굴 영역에 있는 각 화소는 다른 화소들과 상당한 연관성을 갖고 있으며 이들간의 관계를 분석하기 위해서는 식 2와 같이 주로 공분산 행렬(covariance matrix)을 사용한다.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \phi_n \phi_n^T \tag{2}$$

$$, \phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad , \Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n$$

이때, PCA 방법은 식 3과 같은 과정을 통해서 변수들의 변위와 분산에 의해 주어진 정보의 대부분을 보존하는 M ($\ll M$)개의 변수를 찾는 것이다.

$$w_k = u_k^T (\Gamma - \Psi) \quad \text{for } k=1, \dots, M \tag{3}$$

u_k : 각각의 열에 직교한 기저벡터

거의 전체 정보를 포함하는 M 개의 고유치와 이에 해당하는 고유 벡터들로 공간(subspace)을 구성하며 그 원소들은 식 4와 같이 표기한다.

$$\Omega^T = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_M] \tag{4}$$

그림 1은 입력영상을 고유얼굴과 계수의 내적을 평균얼굴과 연산하여 재구성한 예를 보여준 것이다. 평균영상(우측상의 첫 번째 영상)을 제외한 첫 번째의 고유얼굴이 학습하는 입력영상의 평균에서 가장 큰 변화를 묘사하고, 두 번째의 고유얼굴이 두 번째

$$I = A + w_1 \times B + w_2 \times C + w_3 \times D + \dots$$

그림 1. 평균얼굴과 고유얼굴들로 조합된 얼굴영상

로 큰 변화를 나타낸다. 얼굴 공간에서의 가중치 w_i ($1 \leq i \leq$ 영상의 총 화소수)는 식 4에서처럼 그 얼굴에서 고유벡터의 변화치를 나타낸다. 따라서, 얼굴 공간에서 사용되어지는 고유얼굴의 수는 가중치에 의해서 결정되어진다[5].

2.3 기존의 얼굴 복원 방법

영상을 복원하기 위해서는 제약조건이 크게 두 가지가 있다. 첫째, 원래 영상을 알아야 하며 둘째, 어떠한 이유로 영상이 손상되었는지 그 이유를 알아야 한다. 이 두 가지 제약조건을 알지 못하면 영상을 재복원하기가 어려우며 복원된 영상이라 할 지라도 그 진위를 평가 할 수 없다.

따라서, 기존의 영상 복원 방법은 주로 손상된 이유를 몰라도 원래의 영상만 알면 영상을 복원할 수 있는 신경망 기법을 사용하여 구현하였으며, 주로 홉필드 네트워크(Hopfield network)의 연상 기억장치와 해밍 네트워크(Hamming network)의 해밍거리(Hamming distance)를 이용하였다. 연상 기억장치는 분포 및 분산 기억 방식으로 뇌 세포간의 연결강도가 동시에 여러 패턴을 겹쳐 저장하였다가 다른 사항을 연상, 전환, 추상 등을 하는 모델이다. 이는 기억장치에 기억된 정보에 접근하기 위하여 주소를 사용하는 것이 아니라 기억된 정보의 일부분을 이용하여 원하는 정보의 위치를 알아낸 후 그 위치에서 나머지 정보에 접근할 수 있는 기억장치이다[3].

신경망을 이용한 복원 방법은 기존의 영상 처리로만 이루어진 복원에 비해 손상된 이유를 몰라도 원래 영상과 단순 비교 복원이 아닌 학습을 통하여 복원하며, 같은 이유로 훼손되지 않아도 한번의 망 구성 후 모든 훼손에 복원이 가능하다는 장점이 있다. 그러나, 복원을 자체가 주로 학습한 데이터에 의존을 하는 경우가 있어 변하는 데이터에 대해 매번 학습을 해야하는 단점이 있다.

최근들어 변형가능한 얼굴 모형을 이용하여 부분 얼굴 정보를 토대로 전체 얼굴을 복원하는 방법이 제안되기도 하였는데, 이는 손상되지 않은 영역 내의 점 또는 얼굴 구성 요소 위의 특징점과 참조 영상

위의 대응하는 점의 위치와 변위는 사전에 알려져 있어야 한다는 제약 조건이 있어, 이를 해결하기 위한 방법으로 기울기 기반 광류 기법, 동적 형태 모형 방법 등의 연구가 현재에도 많은 진행 중에 있다[9]. 이에 본 연구에서는 신경망의 얼굴 학습능력을 이용하여 얼굴의 손상된 부위를 자동으로 추출할 수 있게 하므로써 손상된 원인을 모르더라도 손상된 영역을 확보할 수 있게 하였으며, 기존의 신경망에서는 학습된 얼굴 데이터만을 복원했던 단점을 보완하여 사전에 입력받았던 다양한 얼굴요소들을 기저 얼굴(basis face)로 삼아 손상되지 않은 부위의 정보를 이용하여 이러한 기저 얼굴들의 조합을 만들 수 있는 계수들을 추정하였다. 따라서, 학습되지 않은 얼굴이라 하더라도 기저 얼굴(고유 얼굴)을 통하여 자연스럽게 복원 하므로써, 원래 영상을 알아야 하며 영상이 어떠한 이유로 손상되었는지 알아야 한다는 초기의 영상 복원 제약조건을 해결할 수 있는 장점을 가지고 있다.

3. 손상된 얼굴 영역 복원

본 논문에서는 얼굴인식에서 문제가 되어지는 잠영, 그림자, 객체의 겹침, 입력영상의 열화 등으로 인해 손상되어진 영역을 코호넨의 자동 연산 기억 특성을 이용하여 추출하고, 손상된 영역의 형태와 질감을 고유얼굴의 계수를 추정함으로써 복원을 하는 시스템을 제안한다. 그림 2는 본문에서 제안한 알고리즘의 전체적인 구성을 도식화 한 것으로서 각각의 과정은 소단원에서 단계별로 설명하겠다.

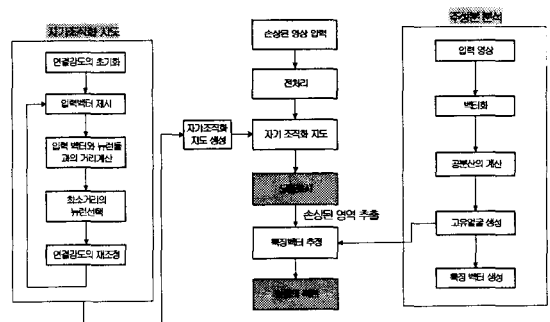


그림 2. 제안한 알고리즘의 구성도

3.1 전처리

본 논문에서는 손상된 영역만을 복원하기 위한 연

구로서 정규화된 얼굴 영상을 사용하였다. 하지만 주 변의 왜곡요인과 조명 등에 대한 영향이나 열화된 화질 등의 개선을 위하여 전처리 과정으로 히스토그램 평활화를 적용하였다[12]. 그림 3에서 보는 바와 같이 히스토그램 평활화의 사용은 영상의 대조를 높이고 휘도차를 균일하게 분포시키므로써 인식해야 할 얼굴의 특징점을 찾는 데 도움을 주게 된다.



(a) 평활화 처리전 (b) 평활화 처리후
그림 3. 평활화 처리 전/후 영상과 히스토그램

3.2 손상된 영역의 추출

손상된 영역을 추출하기 위해서는 미리 코호넨 네트워크를 학습시켜 자기조직화 지도를 생성하여야 하며, 훈련되어진 코호넨 네트워크의 자기조직화 지도에 손상된 영상이 입력되어진다.

그림 4는 다양한 종류의 입력 영상들을 보여준다. 그림 4의 (a)는 코호넨 네트워크의 학습단계 및 주 성분 분석 단계에서 사용되어지고, 그림 4의 (b)와 (c)는 손상된 영역을 포함한 영상으로 복원할 대상을 나타낸다. 코호넨 네트워크에서 손상된 영역의 추출은 입력뉴런 x_i 와 선택되어진 출력뉴런 y_j 에 연결된 연결강도 w_{ij} 에 의해 결정되어지는데, 여기서 손상된 영역을 판정하기 위해서는 입력영상과 출력뉴런



(a) 손상되지 않은 영상들



(b) 안대로 인하여 눈 영역이 가려진 영상들



(c) 마스크로 인하여 입 영역이 가려진 영상들

그림 4. 다양한 입력 영상들

사이의 거리를 계산하는 것이 아니고, 각각 입력뉴런과 연결강도의 거리를 계산한다.

$$d_j = \sum_i |x_i - w_{ij}| \tag{5}$$

먼저, 입력영상과 출력뉴런의 거리 d_j 는 식 5에 의해 얻을 수 있으며, 이를 통해 모든 출력뉴런 중 최소의 거리값을 가지는 출력뉴런이 선택되어지면, 선택된 최소 출력뉴런과 입력 영상과의 연결강도 차이를 가지고 손상된 영역을 판단하게 된다. 즉, 입력영상과 최소로 근접한 얼굴을 가진 영상을 찾은 후 (식 5), 이렇게 찾은 근접한 영상과 입력영상의 연결강도 각각을 비교하여(식 6) 연결강도의 거리값 d_{ij} 가 설정값 ϵ 보다 크게 발생하는 부분은 일반적인 얼굴의 형상과 다르게 나타나는 손상된 영역이라 판단한다.

그림 5는 손상되어진 영역을 추출하기 위해 선택된 코호넨 네트워크의 각각의 출력뉴런과 입력뉴런의 연결강도의 차이를 나타낸 그래프이다.

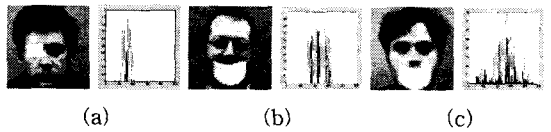


그림 5. 각 입력뉴런들과 연결강도의 차이값

가로축은 입력뉴런으로서 영상의 크기인 전체 화소수를 나타내고, 세로축은 0~1 사이의 값으로 MSE (Mean Square Error)로써 표현하였다. 여기서 식 6에 의해 손상된 화소들을 판단하게 되며, 그림 6과 같이 영상 공간으로 재 표현 할 수 있다.

$$d_{ij} = (x_i - w_{ij})^2 > \epsilon \tag{6}$$

여기서, ϵ 값으로는 0.1을 선택하였는데, 일반적으로 코호넨 네트워크에서 연결강도의 임계값이 0.1을 기준으로 입력된 얼굴 영상의 분류가 이루어지기 때문이다[6].

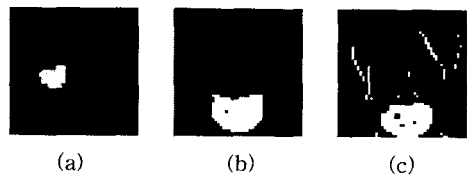


그림 6. 각 입력뉴런들과 연결강도의 차이값 분석으로 추출한 손상된 영역

손상된 영역은 그림 6의 (a), (b)와 같이 잘 추출되어지는 경우도 있지만, 그림 6의 (c)와 같이 손상되지 않은 영역도 손상되었다고 판단되어 어느 정도 포함이 되어 있는 것을 볼 수 있다. 하지만, 손상되어진 영역은 거의 일정한 크기 이상을 가지고 있는 반면, 잘못 찾아진 영역들은 영상의 잡음으로 판단되어질 만큼 작은 부분임을 확인할 수 있다.

$$A \circ B = U\{(B)x \mid (B)x \subset A\}$$

$$(B)x = \{c \mid c = a + x, \text{ for } a \in B\} \quad (7)$$

따라서, 그림 6의 (c)와 같은 경우를 위해 본 논문에서는 식 7과 같이 모폴로지(morphology) 연산 중 형태소 B에 의한 원영상 A의 열림연산(opening)을 사용함으로써 그림 7과 같이 손상되지 않은 영역이 우리가 얻고자 하는 손상된 영역에 포함되지 않도록 하였다[7].

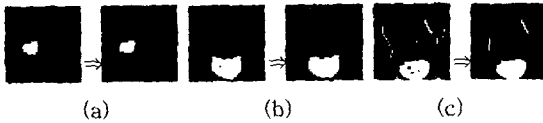


그림 7. 열림연산 처리결과

3.3 얼굴 영상의 복원

주성분 분석에서의 고유얼굴은 얼굴영상의 기저 역할을 한다. 그렇게 때문에 주성분 분석을 이용한 영상복원은 입력영상의 손상되지 않은 부분을 이용하여 주성분의 계수를 추정하고, 이렇게 추정된 계수를 기저 영상인 고유얼굴과 함께 이용하여 손상된 부위에 적용시키는 방법이다. 본 논문에서 제안하는 손상된 영역의 복원은 그림 8과 같은 단계로 이루어진다.

먼저 1단계는, 손상된 영역을 복원하는 과정인데 손상된 영상의 손상되지 않은 영역, 평균영상 그리고 고유얼굴을 이용하여 특징벡터 추정 후 추정된 특징벡터와 고유얼굴을 이용하여 손상된 부분을 복원하게 된다. 2단계로서 복원한 영역과 원영상과의 밝기 차이를 감소하기 위한 보정 처리를 위하여 얼굴의 기하학적 특징을 이용한 보정 비교 영역을 선택하고 보정한다. 마지막 3단계에서는 손상된 영역의 질감 처리 단계로서 손상된 영역의 이웃 화소를 선택하고 이웃화소의 보간을 통하여 2차 확장 복원을 하게 된다. 각 과정별 세부설명을 다음과 같다.

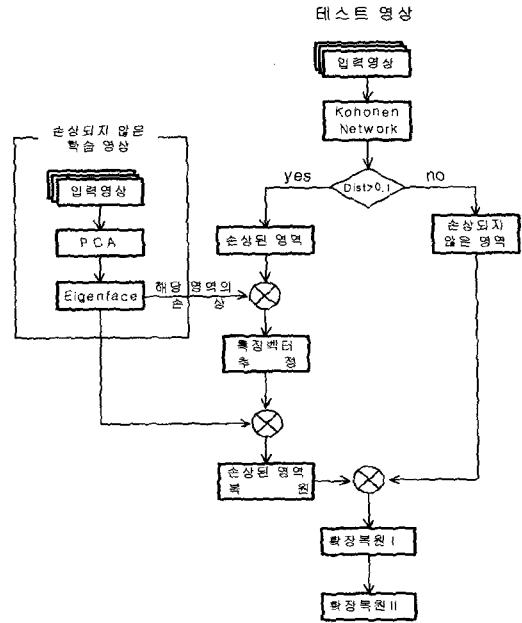


그림 8. 얼굴복원 알고리즘의 구성도

3.3.1 특징벡터의 추정 및 손상된 영역의 복원

고유얼굴을 이용한 얼굴복원은 각각의 고유얼굴과 특징벡터의 곱들의 합으로 표현이 가능하다. 이때 사용되어지는 특징벡터의 개수는 특징벡터의 값이 1이상인 것을 선택하여 사용한다. 일반적으로 특징벡터를 내림차순으로 정렬하면, 대부분의 큰 값들은 앞부분에 밀집해 있으며 뒤부분은 소수점이하의 극히 적은값으로 구성되는데, 이때 기준값은 1이 되며, 그때까지의 특징벡터의 누적 기여도는 약 99.9% 정도가 된다. 하지만 이렇게 선택된 특징벡터의 수는 전체의 10분의 1도 안 되는 최소의 개수가 선택된다.

본 논문에서 제안하는 방법은 손상되지 않은 얼굴의 주성분 분석에 의해 구성된 고유얼굴을 기반으로 손상된 영역의 특징벡터를 추정하는 방법으로써 손상된 영상의 특징벡터를 구하기 위해 고유얼굴과 평균얼굴의 동일한 영역을 손상시킨 후 식 8과 같이 특징벡터를 추정하게 된다.

그림 9는 특징벡터를 추정하는 그림으로서 이 값을 만족시키는 특징벡터 W를 구한 후, 이를 이용하

$$\begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix} + \left(\begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix} + \dots \right) \times W$$

그림 9. 손상된 영상의 특징 벡터 추정

여 기저벡터인 고유얼굴을 조합하여 원래의 복원 영상을 만들게 되는 것이다[8].

$$\begin{aligned}
 D &= D_{mean} + A \times W \\
 W &= \{w_i \mid 1 \leq i \leq n\}^T, \\
 &: i\text{번째의 특징벡터, } n\text{은 특징벡터의 수} \\
 A &= \{a_1, \dots, a_i, \dots, a_n\}, \\
 a_i &: i\text{번째의 벡터화된 고유얼굴} \\
 a_i &= \{p_{i1}, \dots, p_{ij}, \dots, p_{in}\}^T, \\
 p_{ij} &: i\text{번째의 고유얼굴의 } j\text{번째의 화소값}
 \end{aligned} \tag{8}$$

식 8은 그림 9를 수식적으로 표현한 것으로서, D 는 손상된 영역을 포함하는 벡터화된 영상이고 D_{mean} 은 손상된 영역을 포함하는 평균영상이다. 여기서, 추정하고자 하는 값이 W 이므로 W 에 관한 식으로 정리하면, 식 9와 같이 정리가 가능하다. 즉, 추정하고자 하는 특징 벡터는 고유얼굴과 손상된 영역을 포함하는 입력영상, 손상된 영역을 포함하는 평균영상에 의해 표현이 가능하다[9].

$$\begin{aligned}
 D - D_{mean} &= A \times W \\
 \check{D} &= A \times W \\
 A^T A W &= A^T \check{D} \\
 W &= (A^T A)^{-1} A^T \check{D}
 \end{aligned} \tag{9}$$

식 9에서 추정된 W 와 고유얼굴의 곱으로 손상된 영역을 식 10을 이용하여 복원하였다. 손상된 영역 R_{dam_region} 은 벡터화 되어진 영상이므로, 추정된 W 와 고유얼굴들과의 곱들을 합함으로써 복원되어진다.

$$\begin{aligned}
 R(j) &= \sum_{i=1}^n (p_{ij} \times W(i)) \\
 n &: \text{특징벡터의 수} \\
 j &\in R_{dam_region}
 \end{aligned} \tag{10}$$

3.3.2 복원된 영역의 명암도 보정

손상된 영역을 특징벡터와 고유얼굴로 복원을 하여도 여전히 명암도의 차이를 보이는 경우가 발생하는데, 이러한 경우를 보완하기 위하여 얼굴의 기하학적 특성을 이용하여 질감을 보정한다. 얼굴 영상은 항상 이마를 지나 코와 입을 거치는 중앙선에 의해 좌우의 대칭이기 때문에 정규화된 얼굴 영상은 세로 방향의 중심점을 기준으로 항상 좌우의 대칭이 되어

진다. 따라서, 눈의 손상된 영역은 중심선에서 떨어진 만큼 반대쪽에 위치하는 영역들을 가지고 보정을 하면 되는데, 손상된 영역의 보정은 명암도의 평균과 대칭되는 영역의 명암도의 평균을 식 11와 같이 계산하여 얻은 보정치 p 를 이용하여 손상된 영역의 화소값에 더해 줌으로써 전체 영상의 명암과 조화를 이룰 수 있게 하였다.

$$\begin{aligned}
 \text{if } X(i,j) \in S &\Rightarrow X(im_W-i,j) \in T \\
 p &= T_{nei_avg} - r_{arg}
 \end{aligned} \tag{11}$$

식 11에서 S 와 X 는 각각 손상된 영역과 입력 영상이며, T 는 S 의 대칭이 되는 영역이다. 또한 im_W 은 얼굴영상의 너비이고, T_{nei_avg} 과 r_{arg} 은 각각 T 영역 명암값의 평균과 복원된 영역의 명암값의 평균이다.

그러나, 입의 영역과 같이 손상된 영역이 영상의 가운데 부분에 위치하는 경우는 좌우의 대칭성을 이용하여도 여전히 손상된 영역과 비교되어진다. 그러므로 눈의 보정과 같은 방법으로는 보정이 불가능하다. 따라서 입 영역과 같이 손상된 영역이 얼굴의 중앙에서 발생하였을 경우의 보정은 식 12와 같이 손상된 영역 주변의 영역을 선택하여 구한 보정치 p_c 를 이용하여 앞에서 설명한 보정치 p 와 마찬가지로 방법으로 명암도를 보정한다.

$$\begin{aligned}
 \text{if } X(i,j) \in S &\Rightarrow X(im_W-i,j) \in S \\
 p_c &= S_{nei_avg} - r_{arg} \\
 S_{nei_avg} &: S\text{의 이웃 영역 명암값의 평균}
 \end{aligned} \tag{12}$$

3.3.3 확장 복원

식 11 또는 식 12와 같은 알고리즘으로 손상된 영역의 보정을 하였음에도 불구하고 손상된 영역과 그 주변의 영역과의 명암도 및 질감의 차이는 존재할 수가 있으므로 주변의 영역을 고려한 질감의 보정 알고리즘이 필요로 하게 되고, 본 논문에서는 손상된 영역 주변을 확장하여 보정하는 확장복원(I)과 확장복원(II)방법을 추가로 사용하였다.

먼저, 확장복원(I)은 손상된 영역의 최외곽 화소들과 원 영상과는 아직 복원부분의 차이로 인한 계단현상이 두드러지게 나타날 수 있는데, 이를 제거하기 위하여 손상된 부분의 최외곽 화소와 입력영상의 해당 화소와의 평균을 계산하여 이를 손상된 영상의 최외곽 화소에 대응하는 입력 영상의 화소로 수정한다.

$$\begin{aligned}
 & \text{if } (X(i-1,j) \in S) \oplus (X(i+1,j) \in S) \\
 & \quad X(i,j) \in T \\
 & \text{if } (X(i,j-1) \in S) \oplus (X(i,j+1) \in S) \\
 & \quad X(i,j) \in T \\
 & \oplus : \text{exclusive-OR} \qquad (13)
 \end{aligned}$$

식 13은 손상된 영역의 확장집합 T 를 구하는 식으로, S 는 손상된 영역이고 X 는 입력영상이며, 이를 통하여 손상된 영역 주변의 화소들의 질감이 복원되어진 결과가 그림 10과 같다.

확장복원(II)는 주변의 미복원 영역이 큰 경우를 고려하여 확장 화소의 크기를 2단계로 나누어 확장복원(I)을 수행한 후 한번 더 단계를 시행한 것이다.

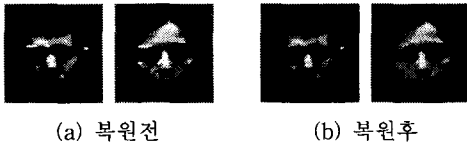


그림 10. 손상된 영역 및 주변 영역의 질감 보정

4. 실험 및 성능평가

본 장에서는 지금까지 설명하였던 제안한 알고리즘을 바탕으로 구현 및 테스트한 결과를 보이고, 이를 기존의 일반적인 방법들과 비교하여 제안한 방법을 성능 평가할 수 있도록 하였다.

4.1 알고리즘의 실험

제안한 알고리즘의 실험 및 고찰을 위하여 사용한 실험 영상 데이터는 Manchester 얼굴 데이터에서 얻은 서양인 남자 86명, 여자 14명으로 구성된 100명의 성인 얼굴 사진으로서 각 사람당 10장의 정규화된 사진을 사용하였다. 이 중 코호넨 네트워크의 학습에는 80명의 사람을 사용하였으며 사람당 10장을 모두 사용하였고, 주성분 분석에는 각 사람 당 정규화된 대표 영상 1장을 사용하였다. 또한 테스트 영상은 학습을 시킨 80명 외에도 여러 결과를 분석하기 위해 학습을 시키지 않은 나머지 20명(남자 16명, 여자 4명)을 추가로 사용하였다. 얼굴 영상의 손상은 Photoshop v6.0을 이용하여 얼굴의 요소 중 얼굴 인식에 영향을 미치는 눈과 입 부위에 인위적으로 안대와 마스크를 실험 대상 얼굴 영상과 합성시켰다. 이러한 안대와 마스크는 우리가 일상에서 많이 접할 수 있는

얼굴을 가리는 객체들 중의 하나이다.

그림 11은 얼굴의 복원 단계별 결과 영상들을 나타낸 것인데, 안대에 의하여 한쪽 눈 요소가 손상된 얼굴 영상과 마스크에 의하여 입요소가 가려진 얼굴 영상을 제안한 방법으로 복원한 결과이다. 그림 11의 1번 영상은 계수 추정된 특징벡터와 고유얼굴만으로도 어느 정도의 복원에 성공하였으나 복원되어진 부위의 명암도가 어둡게 나온다. 그러나, 이러한 결과는 명암도 보정단계에서 많이 보정되었으며 확장복원(I)과 확장복원(II)에 의해 질감의 복원도 잘 이루어졌다. 그림 11의 2번은 손상된 영역의 추출이 정확하게 되지 않아 왼쪽의 눈주위에 손상된 영역인 흰색 부분이 조금 보이지만, 확장복원(I) 및 확장복원(II)에서 보정이 되어진 것을 볼 수 있다. 그림 11의 3번은 마스크에 의하여 입주변이 모두 가려졌으나, 나머지 부위의 정보를 통하여 추정된 계수에 의하여 원래의 영상으로 복원이 이루어졌다. 마지막으로 그림 11의 4번 영상에서, 계수 추정만으로 복원된 영상은 형태적으로는 원영상과 유사하나 명암도와 질감부분에서 약간의 차이가 있었으나, 명암도 보정 및 확장복원에서 원영상에 가까운 명암도와 질감을 복원할 수 있었다.

그림 12는 학습되지 않은 데이터의 얼굴요소 중 일부분을 인위적으로 손상시킨 후 복원한 결과 영상들의 비교이다. 코호넨 만을 이용한 복원이라 함은 손상된 영상을 가장 유사한 영상으로 선택한 후 이를 이용하여 복원한 것이고, 좌우대칭을 이용한 방법은

	원영상	손상영상	계수추정 에 의한 복원	명암도 보정	확장 복원(I)	확장 복원(II)
1						
2						
3						
4						

그림 11. 얼굴 복원 단계별 결과 영상

	원영상	손상 영상	코호넨만 이용한 복원		좌우대칭 이용한 복원	제안한 방법
			선택영상	복원된 영상		
1					×	
2						
3						

그림 12. 얼굴 복원의 방법별 결과 영상 비교

영상을 반으로 접었을 때와 같은 효과로 반대쪽의 얼굴 정보를 이용하여 이를 미러링(mirroring)시켜 복원한 것이다. 그림 12의 1번 영상은 손상된 영역이 얼굴의 중앙에 위치함으로써 좌우의 대칭성을 이용한 복원은 불가능하고, 코호넨 만을 이용한 복원에서는 가장 유사한 사람의 영상으로 복원했음에도 질감은 유사하나 형태가 다르게 나타났다. 하지만, 본 논문에서 제안한 방법은 형태 및 질감에서 두 방법보다 좋은 성능을 확인하였다. 그림 12의 2번 영상에서, 좌우대칭을 이용한 복원을 원영상과 비교해 보면, 원 영상은 오른쪽 눈의 특징이 나타나는 반면 복원된 영상에서는 오른쪽 눈의 특징을 잘 표현하지 못했음을 확인할 수가 있다. 이렇게 좌우대칭을 이용한 방법은 조명의 영향을 다른 방법보다 많이 받는 것으로 실제 실험에서도 확인되었다. 코호넨 만을 이용한 방법은 눈의 형태는 거의 복원이 되었으나 선택된 영상이 안경을 착용하고 있으므로 복원된 영상 또한 안경을 착용한 형태로 나타났다. 이에 두 방법 모두 형태적 측면에서 잘못 복원되었으나, 제안한 방법은 손상된 영역의 추출이 조금 잘못되어 좌측상단의 질감이 조금 다르게 나타났지만 전체적으로 다른 방법에 비해 복원의 효과가 좋은 것으로 나타났다. 그림 12의 마지막 3번 영상의 좌우대칭과 코호넨을 이용한 방법에서는 눈의 위치로 인하여 질감 및 형태가 모두 잘못 복원되어 졌는데, 이는 얼굴이 조그마한 각도의 변화에도 보조적인 처리 방법 없이는 복원이 불가능하다는 것을 보여준다.

4.2 성능 평가

본 논문에서는 손상된 영역을 복원한 영상의 특징

벡터와 손상되기 이전 영상의 특징벡터를 식 14와 같이 유클리드 거리값 D 를 이용하여 비교하고 성능을 평가하였다[10,11]. 식 14에서 O_{w_i} 와 X_{w_i} 는 각각 원본영상과 손상된 영상의 고유계수이며, M' 은 복원에 사용된 고유계수의 수이다.

$$D = \sum_{i=1}^{M'} |O_{w_i} - X_{w_i}| \tag{14}$$

표 1은 코호넨 네트워크만을 이용한 방법과 대칭성을 이용한 방법, 그리고 제안한 방법들의 성능을 평가하여 비교한 것이다. 주성분 분석에 의해 복원된 영상의 특징벡터를 계산한 후에 원영상의 특징벡터와 차이를 계산한 것이 특징벡터의 거리이다. 또한 인식여부는 주성분 분석의 방법을 사용하여 평가하였다. 실제로 검증에 있어서 제일 어려운 것이 복원률인데, 복원된 결과는 원 얼굴영상과 화소별로 비교해보면 100% 같지는 않지만 인간의 시각적인 면에서 보면 형태적으로 유사하기만 하다면 서로 다른 화소를 구분하기는 어렵기 때문이다. 하지만, 객관적인 척도를 위하여 일반적으로 쓰이는 방식이 얼굴의 요소들이 기하학적으로 원영상과 같은 위치에 있는 지에 대한 변위오차를 구하는 방식이고, 다른 하나는 질감등의 여부가 정확히 복원이 되었는지는 가능하는 명도오차 산출방식이 있다. 본 연구에서는 명도오차를 이용하여 식 15와 같이 복원률 RR 을 산출하였다.

$$E_p = \frac{\sum_{i=1}^{DH} \sum_{j=1}^{DW} |O(i, j) - X(i, j)|}{DH \times DW} \tag{15}$$

$$RR = \frac{255 - E_p}{255} \times 100\%$$

여기서, DW 와 DH 는 손상된 영역의 가로세로 크기이며 원영상 O 와 복원된 영상 X 의 손상된 영역내의 화소 차이를 구하여 화소당 화소 차이값 E_p 를 구한 후 이를 백분율로 표시하였다.

코호넨 네트워크를 이용한 방법은 손상된 영역을 추출하고, 코호넨 네트워크에서 가장 유사하게 판정되어진 영상으로부터 동일한 영역을 선택하여 복원하는 방법으로, 코호넨 네트워크의 자기 조직화 지도에서 학습이 되어진 영상에서는 특징벡터의 차이가 적게 나타났지만 학습이 되어지지 않은 영상에 대해서는 특징벡터의 차이가 크게 나타나는 것을 실험을 통하여 확인할 수 있었다. 대칭성을 이용한 방법에서

표 1. 방법별 결과값 산출

	코호넨을 이용한 방법			대칭성을 이용한 방법			제한한 방법		
	특징벡터의 거리	복원률 (%)	인식	특징벡터의 거리	복원률 (%)	인식	특징벡터의 거리	복원률 (%)	인식
입력 영상	594.28	82.8	○	667.75	80.0	○	981.87	93.9	○
	1096.03	73.6	○	804.69	79.3	○	787.75	91.4	○
	782.23	93.5	○	1224.33	76.7	×	184.47	99.8	○
	811.51	95.5	○	1097.55	82.0	○	611.25	91.0	○
	646.77	89.3	○	886.71	82.4	○	247.59	93.5	○
	939.34	90.3	○	594.47	87.7	○	988.86	94.2	○
	1321.52	68.1	×	586.64	86.1	○	748.19	95.1	○
	214.81	99.2	○	912.85	85.6	○	476.37	99.8	○
	917.56	92.6	○	352.27	88.2	○	1076.61	88.5	○
	1380.27	76.1	×	1877.13	74.5	×	918.74	95.0	○
	1721.09	60.4	×	1921.01	72.5	×	1429.74	88.4	×
	∴		∴	∴		∴	∴		∴
평균	972.48	87.1	91.8%	917.57	80.1	83.9%	713.57	92.9	94.7%

는 입력 영상이 정규화 되어진 영상이므로 좌우의 대칭성을 이용하여 반대측의 손상된 영역을 대칭되는 화소들로 복원하는 방법으로써, 대부분의 영상이 잘 복원이 되었지만 영상의 좌우의 명암값이 다르거나 얼굴이 기울어진 영상에서는 특징벡터의 차이가 크게 나타나게 된다. 하지만 제한한 방법에서는 손상되지 않은 영역을 기반으로 손상된 영역을 추정함으로써 학습되어진 영상 뿐 아니라 학습되지 않은 영상에서도 특징벡터의 차이가 현저히 감소한 것을 알 수 있다. 표 2는 이러한 최종 결과를 정리한 것이다.

코호넨 네트워크를 이용한 방법은 학습된 영상과 학습되지 않은 영상 모두를 포함하여 평균 91.8%의 인식률을 보였으나, 앞서서도 언급하였듯이 학습의

여부에 따라 그 결과 차이가 심하게 나타나는 것을 알 수 있다. 대칭성을 이용한 방법은 평균 83.9%의 인식률을 보였다. 그러나 본 연구에서 제한한 방법은 학습되지 않은 영상에서 우수한 성능차이를 보이며 평균 94.7%의 인식률을 보임을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 코호넨 네트워크를 이용하여 손상된 영역을 검출한 후에 주성분 분석의 고유얼굴과 특징벡터를 이용하여 손상된 얼굴 영역을 효과적으로 복원하는 방법을 제안하였다. 이 때 사용되어지는 입력 영상은 정면 얼굴 영상만을 사용하며, 코호넨 네트워크의 자기조직화 지도와 주성분 분석의 고유얼굴 및 특징벡터를 생성하는 것은 손상되지 않은 얼굴영상을 사용하여 미리 구성을 한다. 그 후에 손상된 영상은 코호넨 네트워크의 입력뉴런으로 사용되어지며, 사전에 학습된 코호넨의 연결강도에 의해 입력뉴런과 거리가 가장 가까운 출력뉴런이 선택되어진다. 여기서, 선택된 출력뉴런에 연결된 연결강도와 입력뉴런과의 차이를 이용하여 손상된 영역을 검출하게 되며, 손상된 영역이 검출되면 출력뉴런의 고유얼굴과 특징벡터를 이용하여 손상된 영역을 복원한다. 복원되어진 영역이 입력 영상과의 질감 차이를 크게 나타낼 경우의 문제점을 해결하고자 복원된

표 2. 복원률 및 인식률의 비교(%)

	영상	복원률	인식률
코호넨만 이용한 방법	학습된 영상	95.8	95.6
	학습되지 않은 영상	52.3	76.5
대칭성을 이용한 방법	학습된 영상	80.3	84.0
	학습되지 않은 영상	79.1	83.5
제한한 방법	학습된 영상	94.3	95.8
	학습되지 않은 영상	87.4	90.5

영역에 보정치를 추가하여 입력 영상과의 질감 차이를 개선하였는데, 명암도 차이와 손상 영역의 계단 현상을 보완하기 위하여 확장 평균법을 사용하였다.

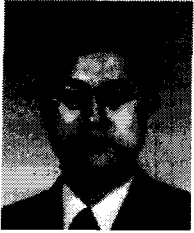
제안한 알고리즘으로 영상을 복원한 결과 주관적으로 판단하였을 때, 전체 영상의 85%는 제대로 복원이 이루어지고 10%는 형태만 복원되었으며, 5%는 복원된 형태라고 판단하기 어려운 결과를 보였다. 하지만 질감은 대부분 입력 영상과 유사하게 복원되었다. 또한 이러한 복원 결과를 바탕으로 인식을 수행한 결과 본 논문에서 제안한 방법은 코호넨 네트워크를 이용한 방법보다 학습되어지지 않은 영상에 대하여 인식률이 약 14% 향상되었고, 대칭성을 이용한 방법보다도 7%의 인식률이 향상되었다. 또한 학습된 영상의 경우에는 코호넨 네트워크를 이용한 방법과는 유사하게 나왔지만, 대칭성을 이용한 방법보다는 11.8% 향상되었다. 전체적인 인식률은 코호넨 네트워크를 이용한 방법보다 약 3% 향상되었으며 대칭성을 이용한 방법보다 10.8% 향상되었다. 이러한 결과를 보면, 제안한 방법은 학습되어지지 않은 영상에 대하여 다른 방법보다 특히 우수한 성능을 보인 것을 확인할 수 있다.

따라서, 본 연구는 기존의 형태 정합 복원의 단점을 보완하고자 형태와 질감을 분리하여 복원하였으며, 고유얼굴의 계수 추정을 통한 조합으로 얼굴을 복원하기 때문에 신경망에 학습되지 않은 얼굴도 효과적으로 복원할 수 있다.

향후 연구 과제로는 입력되어 복원할 데이터와 유사한 특성이 있는 후보영상을 학습영상으로부터 선택하는 과정에서 선택된 비교영상이 올바르게 추출된 것인지의 검증과, 손상된 부위의 효과적이고 정확한 영역 추출 및 복원된 영역의 자연스러운 합성 등이 필요할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 유명현, 박정선, 이상웅, 최영철, 이성환, "얼굴 기반 생체인식 기술의 현황과 전망," 정보과학회지, 제 19권, 제 7호, 2001.
- [2] J. R. Parker, "Algorithms for Image Processing and Computer Vision," Wiley Computer Publishing, 1997.
- [3] Simon Haykin, *Neural Networks*, Prentice Hall, pp.443-461, 1999.
- [4] Aleix M. Martinez, Avinash C. Kak, "PCA versus LDA," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.23, no.2, pp.228-233, 2001.
- [5] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces : recognition using class specific Linear Projection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol.PAMI-19, no.7, pp.711-720, July 1997.
- [6] 김승업, "얼굴 영상 분류를 위한 기하학적 특징 기반 얼굴 요소 추출," 박사학위논문, 영남대학교 컴퓨터공학과, 2000.
- [7] Milan Sonka, Vaclav Hlavac Roger Boyle, *Image Processing Analysis and Machine Vision*, PWS Publishing, pp.57-68, 1998.
- [8] Navarrete P., and Ruiz del Solar J., "Eigenspace-based Recognition of Faces: Comparisons and a new Approach," *ICIAP*, pp.42-47, 2001.
- [9] 황본우, "변형 가능 얼굴 모형에 기반한 부분 정보로부터의 전체 얼굴 영상 복원," 박사학위논문, 고려대학교 컴퓨터학과, 2001.
- [10] 정성용, 최재영, 김낙빈, "고유얼굴의 다해상도 분석을 이용한 얼굴인식에 관한 연구," 한국 인터넷 정보학회 추계 학술 발표대회 논문집, pp.413-417, 2002.
- [11] M A. Turk and A. P. Pentland, "Face Recognition Using Eigenfaces," *IEEE Proc. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.586-591, 1991.
- [12] R. Crane, *A Simplified approach to Image Processing*, Prentice Hall, 1997.



최재영

1995년 2월 경원대학교 수학과 졸업
1999년 8월 경원대학교 전자계산학과(공학석사)
2004년 2월 경원대학교 전자계산학과(공학박사)

관심 분야 : 디지털 영상 처리, 멀티미디어, 패턴인식, 컴퓨터 비전



황승호

2001년 2월 경원대학교 수학과 졸업
2003년 8월 경원대학교 전자계산학과(공학석사)

관심 분야 : 디지털 영상 처리, 멀티미디어



김낙빈

1976년 고려대학교 전자공학과 졸업
1982년 고려대학교 컴퓨터공학과(공학석사)
1985년 고려대학교 컴퓨터공학과(공학박사)
1996년~1997년 Univ. of Carnegie Mellon 연구교수

1986년~현재 경원대학교 소프트웨어대학 인터넷 미디어 전공 교수
2002년~현재 경원대학교 소프트웨어대학 인터넷 미디어 전공 학과장

관심 분야 : 멀티미디어, 디지털 영상 신호 처리, 컴퓨터 구조