

論文2001-38SP-1-2

삼각특징추출과 GHA를 이용한 얼굴영상 압축알고리즘

(Face Image Compression Algorithm using Triangular Feature Extraction and GHA)

徐錫培*, 金大鎭**, 姜大星*

(Seok-Bae Seo, DaiJin Kim, and Dae-Seong Kang)

요약

본 논문에서는 얼굴영상 압축을 위한 알고리즘으로 삼각특징 추출과 GHA를 이용한 압축 알고리즘을 제안한다. 특징추출에서 입력영상을 8개의 삼각형으로 분할한 다음 데이터의 취득순서를 설정하여 영상을 분할하면서도 위치정보를 보존할 수 있는 알고리즘을 제안하고, 압축을 위해 GHA를 도입함으로써 복원 시 생기는 블록화 현상을 대폭 개선하였으며 얼굴의 윤곽과 이목구비 등 얼굴의 전체적인 형태를 압축 알고리즘에 반영할 수 있었다. 기존의 블록기반 K-means 알고리즘과 얼굴영상을 분할하지 않고 전체를 입력으로 사용하는 알고리즘과의 비교실험결과 제안된 방법의 성능이 가장 우수함을 볼 수 있었다.

Abstract

In this paper, we proposed the image compression algorithm using triangular feature based GHA. In feature extraction, the input images are divided into eight areas of triangular shape, that has positional information for face image compression. The proposed algorithm reduces blocking effects in image reconstruction and contains informations of face feature and shapes of face as input images are divided into eight. We used triangular feature extraction for positional information and GHA for shape information of face images. Simulation results show that the proposed algorithm has a better performance than the block based K-means and non-parsed image based GHA in PSNR at the same bpp.

I. 서론

영상 압축은 단순한 데이터 압축의 차원을 넘어 통신, 보안, 사용자 인증을 위한 데이터 베이스 구성 등에

널리 이용되고 있다. 통신의 관점에서 보면 영상정보는 음성정보나 문자정보에 비해 상대적으로 용량이 많으므로, 이를 효과적으로 압축하는 알고리즘은 고속 전송을 위한 핵심문제로 부각되고있으며, IMT-2000 같은 차세대 통신에서의 영상정보 도입은 그 중요성을 더욱 가중시켰다. 그리고 보안 및 사용자 인증부분의 경우에도 영상에 관한 정보를 데이터베이스화하는 과정이 필요하므로 압축 알고리즘의 성능은 저장공간의 축소뿐만 아니라 검색알고리즘의 시간단축에도 큰 영향을 미친다. 특히 크기가 작고 좌우 대칭의 특성을 가지며 사용되는 분야가 한정되는 얼굴영상의 경우 일반영상과 다른 알고리즘을 사용해야 효과적으로 압축할 수 있다.

* 正會員, 東亞大學校 電氣電子컴퓨터工學部
(School of Electrical, Electronic, and Computer Eng., Dong-A University)

** 正會員, 浦港工科大學校 컴퓨터工學科
(Dept. of Computer Eng., POSTECH)

※ 본 연구는 한국과학재단(KOSEF: 1999-2-302-011-2)의 지원으로 수행되었음.

接受日字:2000年8月23日, 수정완료일:2000年10月12日

본 논문에서는 얼굴영상 압축을 위한 알고리즘으로 삼각분할 특징 추출과 GHA (Gneralized Hebbian

Learning)를 이용한 압축 알고리즘을 제안한다. 기존의 얼굴영상 압축 알고리즘은 일반적인 영상압축처럼 영상을 작은 블록으로 분할하는 방식에 기반한 방법으로 높은 압축율을 달성할 수 있으나, 얼굴 영상에서 이목구비와 얼굴의 전체적인 모양 등 위치정보는 무시되며 얼굴영상을 단순한 데이터 변환하여 저장하는 단점이 있다. 대표적인 압축방법으로 벡터양자화 (VQ; Vector Quantization), DCT (Discrete Cosine Transform), JPEG, 블록기반 GHA 등이 있으며 블록의 크기는 8×8 이 널리 이용된다^[1, 2]. 큰 영상의 경우 8×8 크기의 블록화 현상을 무시할 수 있으나, 영상의 크기가 작고 압축비율이 높아지는 경우에는 심각한 오차가 수반되므로 이에 대한 보상이 필요하다.

크기가 작은 얼굴영상에 대해서 블록화 현상을 제거하고 압축성능을 높이는 방법으로 얼굴의 형태를 반영한 베이스스를 설정하고 이에 대한 계수를 저장하는 고유얼굴형태(eigenface)의 베이스스를 이용한 압축 알고리즘이 제안되었다^[3, 4]. 이 방법은 얼굴영상 전체를 입력 데이터로 사용하는 것으로 얼굴형태가 압축을 위한 정보로 저장되므로 블록에 기반한 방법보다 압축율을 높일 수 있으며, 블록화 현상 생기지 않는 장점이 있다. 하지만 영상의 크기가 증가할 경우 압축을 위한 베이스스로 사용되는 고유얼굴형태의 베이스스 크기도 증가하며, 이에 따라 영상 복원에 필요한 베이스스의 개수도 현저히 증가하게 된다.

제안하는 알고리즘은 영상을 분할하여 블록에 기반한 압축 방법과 얼굴영상 전체를 압축을 위한 정보로 사용하는 방법의 장점만을 도입한 것으로, 영상을 동일 크기의 8개 영역으로 분할하면서 영상에 대한 위치정보를 유지할 수 있다. 즉, 영상의 크기를 8분의 1로 분할할 수 있어 베이스스 크기와 복원시 필요한 베이스스 개수를 줄이면서도, 각각의 베이스스는 얼굴의 부위에 대한 위치정보를 포함할 수 있어서 영상을 분할하며 위치정보를 보존하는 것이 가능하다. 영상 분할시 경계화소에 대한 처리를 위하여 영상의 크기를 재조정하는 과정이 도입되며, 위치정보를 유지하기 위해서 입력 데이터를 취득하는 순서를 설정해야 한다.

제안하는 알고리즘의 성능을 비교평가 하기 위해서 블록기반 압축방법에는 K-mean 알고리즘을, 고유얼굴형태 베이스스 기반 압축에는 GHA를 이용한 방법을 도입하였다. K-mean 알고리즘의 경우 처리시간이 빠르고 알고리즘이 구현이 용이하며 파라미터 설정의 어

려움이 없는 장점이 있어 패턴분류를 위한 알고리즘으로 널리 사용된다. GHA는 PCA (Principal Component Analysis) 구현을 위한 신경회로망으로, 학습 후 베이스스가 중요도 순서대로 정렬되는 특징을 가지고 있으며, 전체 베이스스를 학습하지 않고 원하는 베이스스의 수를 초기 학습 시 설정할 수 있는 장점이 있다. 복원 시에는 초기에 설정한 개수 이하의 베이스스를 이용해 복원함으로써 압축비율 설정이 용이하다. 실험을 위한 데이터는 영국 캠브리지에 있는 AT&T 연구소에서 제공하는 400개의 얼굴 영상 중 정면을 위주로 80개의 영상을 선별하였다^[5].

II. 배경이론

1. Generalized Hebbian Learning

GHA는 PCA의 한 종류로 순방향 구조의 단층신경망이며 자율학습의 특성이 있다. 학습된 GHA 웨이트는 가중치 특성이 있으며, 이를 이용하면 입력데이터를 보다 작은 차원으로 축소시킬 수 있다^[6]. 응용분야는 패턴 인식을 위한 특징추출, 신경회로망 학습을 위한 입력 데이터 차원 감소 등이며 실제 영상 데이터를 압축에 적용되어 15:1 이상의 높은 압축 알고리즘을 구현할 수 있었다^[7].

본 논문에서는 웨이트들이 가중치에 의해 내림차순 정렬되는 GHA 특성을 이용하여 데이터에 대한 특징을 중요도에 따라 추출한다. GHA를 다음의 3단계로 요약하여 설명한다.

Step 1. 신경회로망의 연결강도 w_{ji} 를 무작위의 작은 실수값으로 초기화하고 학습률 η 와 반복회수 n 을 설정한다. 여기서 $i = 0, 1, \dots, p-1$, $j = 0, 1, \dots, m-1$ 로 p 와 m 은 각각 입력노드와 출력노드의 수를 나타낸다.

Step 2. 연결강도 w_{ji} 를 반복회수 n 만큼 식 (1), 식 (2)를 이용하여 학습시킨다.

$$y_j(n) = \sum_{i=0}^{p-1} w_{ji}(n) x_i(n) \quad (1)$$

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta [y_j(n) x_i(n) - y_j(n) v(n)] \quad (2)$$

여기서, $v(n) = \sum_{k=0}^m w_{kj}(n) y_k(n)$ 이다.

Step 3. Step 2에서 구한 연결강도 w_{ji} 를 이용하여 압축을 위한 계수 C 를 생성한다. C 는 식 (3)으로 나타내며 각각의 인자는 식 (4)로 구할 수 있다. 가중치는 j 가 적을수록 높으며, c_0 는 다른 계수에 비하여 매우 큰 값을 지닌다.

$$C = \{c_0, c_1, \dots, c_{m-1}\} \quad (3)$$

$$c_j = \sum_{i=0}^{n-1} w_{ji}(n) x_i(n) \quad (4)$$

최종 수정된 w_{ji} 는 학습입력 x_i 에 대한 고유벡터의 특징이 있으며, 이를 이용하면 입력보다 낮은 차원으로 데이터를 표현할 수 있다. Sanger는 w_{ji} 가 학습입력의 처음 m 개의 주성방향으로 수렴함을 증명하였다^[8]. 여기서 m 은 p 보다 작은 정수로 입력벡터의 축소된 차수를 의미한다. 학습이 성공적으로 수행되면 p 차원으로 표현된 학습입력의 직교성(orthogonal)이 증가되어 낮은 차원으로 학습입력을 효과적으로 표현할 수 있다.

2. Face Image Compression using eigenface

고유얼굴형태(eigenface)의 베이스를 이용한 압축 알고리즘은 입력 영상을 분할하지 않고 전체를 입력으로 사용하여 영상을 압축한다^[3, 4]. 이를 위해 얼굴의 형태를 반영한 베이스를 학습한 다음, 입력 얼굴영상 대신 베이스를 이용하여 구한 계수를 저장함으로써 높은 비율로 얼굴영상을 압축할 수 있다. 이 방법의 경우 얼굴의 형태를 압축을 위한 베이스로 설정하므로 얼굴의 위치정보가 보존되는 특징이 있다. 반면, 단점은 영상의 크기가 증가할 경우 압축을 위한 베이스로 사용되는 고유얼굴형태의 베이스 크기와 개수도 증가하며, 이에 따라 영상 복원에 필요한 베이스의 개수도 현저히 증가하게 된다.

그림 1은 학습된 베이스의 일부를 나타내며, 그림 2는 베이스와 계수를 이용하여 영상을 복원하는 방법을 설명한다. 학습으로 구하며 모든 영상에 동일하게 적용되는 베이스와, 입력영상과 베이스에 의해 구해지며 입력영상마다 다른 값을 가지는 계수를 이용하여 얼굴영상을 복원할 수 있다. 즉, 입력 영상에 대한 계수 c_n 은 입력 얼굴영상의 개별적인 정보를 나타낸다. 여기서 n 은 복원에 사용할 베이스의 개수로, 학습한 베이스가 40개이므로 최소 1개에서 최대 40개 까지 적용할 수 있다. 그림 2는 30개의 베이스와 계

수를 이용하였다.

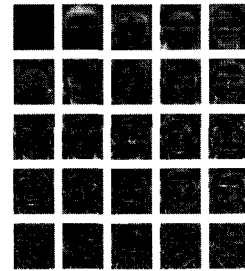


그림 1. 학습된 고유얼굴형태 베이스의 일부
Fig. 1. Parts of basis images learned by eigenface algorithm.

$$c_1 \times \text{[basis 1]} + c_2 \times \text{[basis 2]} + \dots + c_n \times \text{[basis n]} = \text{[reconstructed face]}$$

그림 2. 베이스와 계수를 이용한 얼굴영상 복원
Fig. 2. Image face reconstruction using basis and coefficients.

III. 삼각특징추출 및 얼굴영상 압축알고리즘

제안하는 특징추출 알고리즘은 영상을 블록으로 분할하는 알고리즘과 고유얼굴형태(eigenface)의 베이스 사용하는 알고리즘의 장점을 조합한다. 즉, 영상을 일정한 형태의 8개 삼각형으로 분할하여 압축성능을 높이면서도 얼굴의 위치정보를 보존할 수 있다. 그리고 블록기반 영상압축의 단점인 블록화효과를 감소시킬 수 있으며, 고유얼굴형태의 베이스를 사용하는 알고리즘의 단점으로 영상의 크기가 증가하면 베이스의 개수가 대폭 증가하는 문제점도 개선할 수 있다.

1. 실험영상

본 실험에 사용한 영상의 크기는 92×112의 그레이스케일 영상으로, 40명에 대하여 각각 10개의 이미지 추출하여 총 400개로 구성되어있다. 본 실험에 사용된 영상은 정면을 위주로 선별한 80개의 영상이다. 계산시간과 저장 메모리를 단축시키기 위해서 30×32로 영상의 크기를 조절한 다음 삼각특징추출을 이용하여 특징을 추출한다. 제안한 방법은 하나의 영상에 대하여 8개의 삼각특징을 추출하므로 총 640개 삼각특징 입력데이터가 생성됨을 알 수 있다.

2. 영상분할 알고리즘

그림 3은 본 논문에서 제안하는 삼각특징추출을 나

타낸다. 그림 3을 확대해 보면 각 영역의 경계에 위치하는 화소의 처리가 어려움을 알 수 있다. 이 문제는 영상의 크기가 작을수록 심각하게 발생한다. 예를 들어 그림 4처럼 5×5 크기의 영상에서는 경계가 화소의 중간을 지나가므로 제안한 방법으로 특징을 추출할 수 없음을 알 수 있다.

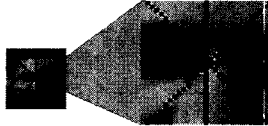


그림 3. 삼각특징추출을 위한 영상분할
Fig. 3. Image segmentation for triangular feature extraction.

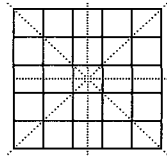


그림 4. 5×5 영상에 대한 삼각특징추출
Fig. 4. Triangular feature extraction of 5×5 image.

본 논문에서 제안하는 삼각특징추출을 위해서 입력 영상의 크기를 다음 2가지로 재조정한다.

- 조건 1. 영상의 가로길이는 항상 짝수이다.
- 조건 2. 영상의 세로길이는 가로보다 2 화소 많다.

조건 1을 만족하면 가로와 세로길이가 모두 짝수이다. 따라서 입력영상을 8개의 삼각형으로 나누는 것의 전 단계인, 4개의 동일크기 사각형으로 영상으로 나눌 수 있는 최소한의 요구사항이 만족된다. 조건 2는 각각의 4개의 사각형을 동일 크기의 삼각형 2개로 나누는 조건을 만족시킨다. 즉, 각 사각형 영상의 세로의 길이

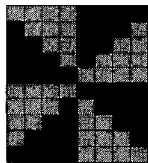


그림 5. 삼각특징추출에 의한 8×10 영상의 분할
Fig. 5. 8×10 image segmentation by triangular feature extraction.
를 가로보다 한 픽셀 많게 하여 위치가 한 픽셀 어긋

난 동일크기의 삼각형 2개를 만들 수 있다. 그림 5은 삼각특징추출을 위한 2가지 조건을 만족시키는 8×10 영상을 8개의 동일삼각형으로 분할한 예이다. 각 삼각형은 (8×10)/8개 즉, 10개의 픽셀로 구성된다.

3. 데이터 취득 알고리즘

다음은 분할한 각 삼각영역에 대하여 공통적인 규칙을 적용하여 데이터로 변환하는 방법을 설명한다. 그림 3에서 얼굴영상의 중간에 8개의 삼각형 꼭지점이 모이는 것을 볼 수 있다. 즉, 얼굴영상의 중간에는 코 또는 그 부근 피부에 대한 정보가 분포할 가능성이 높으며 바깥으로 갈수록 배경의 정보가 포함될 가능성이 높아진다. 따라서 본 논문에서는 바깥정보가 포함될 가능성이 많은 영역부터 시작하여 순서적으로 중앙으로 접근하며 데이터를 취득방법을 적용함으로써, 얼굴의 정보가 나타나는 데이터 위치 정보를 최대한 고려하였다. 이 방법을 이용하여 취득한 데이터의 끝 부분에는 얼굴 중앙영역의 데이터가 위치하고 있음을 알 수 있다. 그림 6은 각 삼각영역에 대하여 데이터를 취득하는 순서를 화살표로 나타낸 그림이다. 그림 7은 그림 6에서 설명하는 방법으로 영상에서 취득한 데이터를 베이스별로 표시한 것이다. 여기서 행렬의 좌측에는 배경에 관한 정보가, 우측에는 얼굴중심에 관한 정보가 있음을 알 수 있다. 편의상 1사분면의 아래에 있는 삼각형을 1번으로 시계방향으로 삼각형 순서를 설정하였다.



그림 6. 삼각영역에 대한 데이터 취득방법
Fig. 6. Data acquirement method for triangular areas.



그림 7. 삼각특징추출로 취득한 데이터와 얼굴정보의 위치
Fig. 7. Positional information of face image by triangular feature extraction.

이상의 특징추출방법으로 하나의 입력영상은 8개의 데이터로 변환되며, 이 데이터는 얼굴영상을 분할하였음에도 불구하고 얼굴의 위치에 대한 정보를 포함하고 있다.

4. 얼굴영상 압축 및 복원 알고리즘

삼각특징추출을 이용하여 변환된 데이터를 압축 및 복원할 GHA를 다음의 5 단계로 설명한다.

Step 1. 압축률(bpp)과 베이스스 개수(m)를 설정한다. 압축률은 bpp로 나타내고 베이스스의 수는 입력(p)의 개수인 $\sum_{i=0}^{(30/p)}$ 개 보다 작게 설정한다.

Step 2. 베이스스를 초기화 한다. 본 실험에서는 -0.2 에서 0.2 사이의 값을 랜덤하게 설정한다.

Step 3. 식 (1)과 식 (2)를 이용하여 GHA 베이스스를 학습한다.

Step 4. 학습된 베이스스를 이용하여 영상에 대한 압축계수 $C(=c_0, c_1, \dots, c_{m-1})$ 를 구한다.

Step 5. Step 4에서 구한 압축계수 C 와 Step 3에서 구한 베이스스를 이용하여 영상을 복원한다.

그림 8은 이상으로 설명한 얼굴영상 압축알고리즘의 압축 및 복원과정을 나타내었다. 여기서 Rotate는 베이스스 모양과 영상의 해당 부분의 모양을 일치시키는 것으로, 실제로 회전하지 않고 데이터 취득 알고리즘으로 구현한다. Rotate1은 베이스스와 계수의 곱에 의한 복원영상을 회전하지 않고 그대로 대입하면 되고 Rotate2는 90도 회전시켜 대입해야 한다. 나머지 영역도 비슷한 방법으로 회전되는데, 위치에 따라서 좌우대칭으로 이동해야 할 경우도 있다.

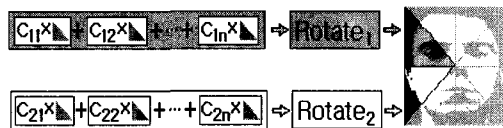


그림 8. 얼굴영상 압축 및 복원과정
Fig. 8. face image compression and reconstruction process.

III. 실험결과 및 고찰

1. 학습에 사용된 영상

그림 9에는 입력영상으로 사용한 80개의 영상 중 40

개를 나타내었다. 각 영상은 92×112의 크기이며 각 화소는 0-255 값을 갖는 그레이 스케일이다. 대부분의 영상에서 얼굴이 중앙에 위치하고 있으며 80% 이상의 얼굴이 포함되어 있다.

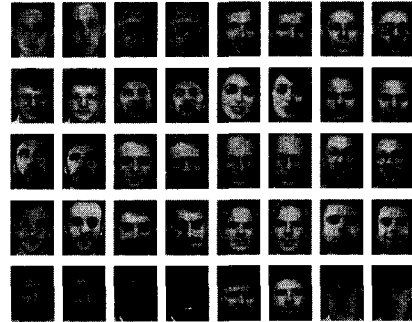


그림 9. 입력으로 추출한 영상의 예
Fig. 9. Parts of input images for input data.

2. 영상분할과 데이터 취득 결과

영상은 전처리과정에서 30×32로 크기를 재조정 한 다음 제안하는 알고리즘을 적용한다. 그림 10은 제안한 삼각특징추출을 이용하여 영상을 데이터로 변환하는 과정을 나타낸 것으로, 시각적으로 나타내기 위해서 영상에서 데이터로 변환된 각 영역에 대하여 다른 색을 할당한 다음 해당화소가 데이터로 변환되면 할당된 색으로 칠해 가는 과정을 반복하였다. 특징 추출이 제대로 되었다면 입력영상은 8개의 동일 영역으로 정확하게 나누어짐을 볼 수 있다. 그림 11은 정확하게 나눈 8개의 영역을 다른 색으로 칠한 최종 결과를 나타낸다.



그림 10. 삼각특징추출의 과정
Fig. 10. Triangular feature extraction process.



그림 11. 삼각특징추출의 정확성 확인
Fig. 11. Confirmation of accuracy for the triangular feature extraction.

3. 학습된 베이스스와 계수

실험을 위해 설정해야할 파라미터는 베이스스의 개수, 반복회수, 학습률이다. 베이스스 개수는 베이스스 생성시 개수를 말하며 복원할 때는 압축률에 의해 베이스스의 개수와 그 값의 정밀도가 결정된다. 실험을 위해서 얼굴영상은 80개를 이용하였고 베이스스의 수는 30개로 설정하였다. 그리고 학습을 위한 파라미터는 반복회수 2×10^4 , 학습률 6×10^{-5} 이다.

그림 12는 설정한 파라미터에 의하여 학습된 베이스스를 나타낸 것으로 시각적으로 보기 위하여 베이스스의 각 값을 0과 255사이로 정규화하였다.

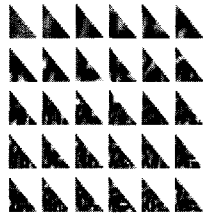


그림 12. 학습된 베이스스 영상
Fig. 12. Learned basis images by the proposed algorithm.

4. 얼굴영상압축 결과

그림 13은 생성된 베이스스와 계수를 이용하여 그림 9의 영상을 복원한 결과이다. 30개의 베이스스를 이용하였을 때 압축률은 0.0183bpp이며 이때 PSNR은 평균 27.79[dB], 최대 29.93[dB], 최소 25.89[dB] 정도의 압축 성능을 보였다.

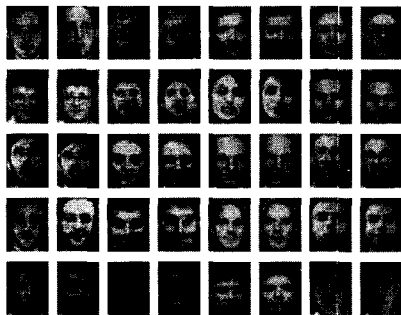


그림 13. 베이스스를 이용하여 복원한 영상
Fig. 13. Reconstruction images by the learned basis.

그림 14는 베이스스 개수 30개, 학습회수를 20000회

로 고정시키고 학습률을 변화시켰을 때 PSNR의 변화를 나타낸 그림이다. 대략 27.5에서 27.8[dB] 정도의 성능을 나타내었다.

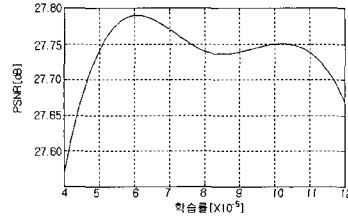
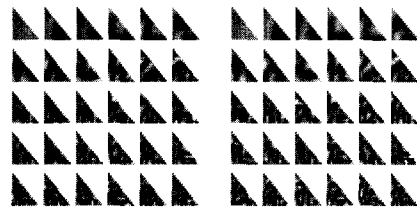


그림 14. 학습률 변화에 대한 PSNR 성능 비교
Fig. 14. The comparison of PSNR for learning ratio change.

다음으로 베이스스 30개, 학습률을 4×10^{-5} 로 고정시킨 후 학습회수를 20000회와 50000회로 실험하였는데, 이때 각각의 PSNR은 27.57[dB], 27.95[dB]이었다. 여러 영상에 대하여 같은 방법으로 실험한 결과, 아주 작은 폭이지만 PSNR이 개선됨을 볼 수 있다. 그림 15는 베이스스 30개, 학습률을 4×10^{-5} 에서 학습회수를 20000회와 50000회로 설정한 실험의 베이스스를 나타낸다. 큰 차이는 보이지 않지만 50000회의 경우 PSNR이 더 높으므로 베이스스의 직교성이 더 좋음을 알 수 있다. 여기서 베이스스 직교성이 좋다는 의미는 각 베이스스의 특성이 독립적이란 것으로, 시각적으로 베이스스간에 차이가 많음을 나타낸다.



(a) 20000회 (b) 50000회

그림 15. 학습회수에 따른 베이스스 영상
Fig. 15. Basis image by learning iteration.

5. 기존의 알고리즘과 압축 성능 비교

그림 16은 기존의 알고리즘과 비교한 것으로 (a)는 블록기반 k-means 압축, (b)는 얼굴전체를 베이스스로 사용한 GHA 압축, (c)는 제안한 알고리즘이다. 0.01 bpp에서 각각의 PSNR은 (a) 25.72dB, (b) 26.16dB, (c) 26.21dB로 제안한 알고리즘이 bpp vs PSNR 성능이 가

장 우수함을 볼 수 있다.

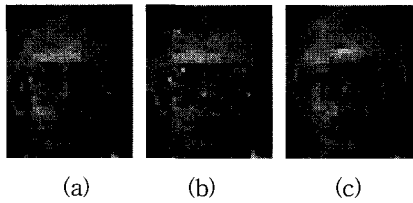


그림 16. 복원영상 비교
 (a)블록기반 K-means 압축
 (b) 얼굴전체를 입력으로 사용한 GHA 압축
 (c) 제안한 알고리즘

Fig. 16. Comparison of reconstruction images.
 (a) Block based K-means algorithm
 (b) Non-parsed image based GHA
 (c) Proposed algorithm

그림 17은 동일 bpp상에서 PSNR을 비교한 것이다. 블록기반 K-mean 알고리즘의 경우 낮은 bpp에서 특성이 좋지 않으나 bpp가 높아질수록 좋은 특성을 보였고, 얼굴전체를 입력으로 사용한 GHA 알고리즘의 경우는 낮은 bpp에서는 성능이 좋으나 bpp가 높아질수록 PSNR이 증가하는 변화가 줄어들었다. 제안한 알고리즘은 전체 bpp에서 좋은 성능을 지님으로서 가장 우수한 결과를 보였다. 그리고 (b)와 (c)는 영상압축 시 얼굴의 위치정보를 보존하고 있으므로, 압축 계수를 얼굴 인식이나 정합에도 사용할 수 있다.

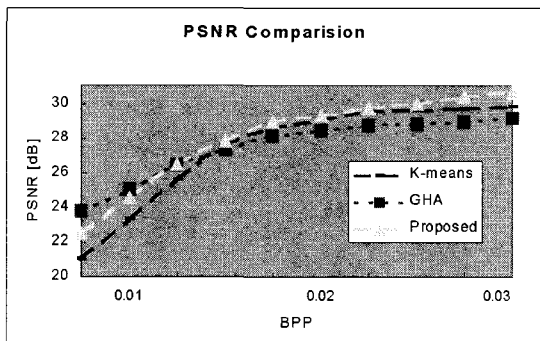


그림 17. 기존의 알고리즘과 비교
 Fig. 17. Comparison graph of PSNR performance.

IV. 결론

본 논문에서는 삼각특징추출과 GHA를 이용한 얼굴 영상 압축방법을 제안하였다. 삼각특징추출은 얼굴의

형태를 보존하면서 영상을 8개로 효과적으로 나눌 수 있어, 기존에 제안된 2가지 얼굴압축방법의 장점을 접목할 수 있었다. 압축성능도 기존의 방법보다 훨씬 뛰어났으며, 무엇보다 얼굴영상을 분할하면서도 위치정보를 보존할 수 있다는 것이 제안한 방법의 장점이라 하겠다. 그리고 얼굴이 8개의 영역으로 나뉘어 고려되므로, 각 영역에 대해 베이스스 특성을 참고하여 머리카락, 수염, 안경의 유무도 판별할 수 있을 것으로 생각된다. 앞으로의 계획은 분할되는 부분의 블록화 현상을 감소시키는 것과 제안한 알고리즘을 보완하여 머리카락, 수염, 안경의 유무를 인식하는 것에 대한 연구이다. 제안한 알고리즘의 성능을 좀 더 개선한다면 현재 상용되는 얼굴압축 및 인식알고리즘 시스템에 유용하게 적용되리라 기대된다.

참고 문헌

- [1] Haykin and Simon, "Neural Networks," Macmillan Publishing Company, pp.374-382, 1994.
- [2] Ferdinand van der Heijden, "Image Based Measurement Systems, Object Recognition and Parameter Estimation," Wiley- Interscience Publishers, 1995.
- [3] Kyung-Hwa Lee, Seok-Bae Seo, Daijin Kim, and Dae-Seong Kang, "Face Image Compression using Generalized Hebbian Algorithm of Non-Parsed Image," International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications, Vol. 2, pp 847-850, 2000.
- [4] Oyoung Lee, Hyeyoung Park, and Seungjin Choi, "PCA vs. ICA for Face Recognition," International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications, Vol. 2, pp 873-876, 2000.
- [5] Home page of The AT&T Laboratories at Cambridge <http://www.cam-orl.co.uk/facedata-base.html>
- [6] Oja, E., "A simplified neuron model as a principal component analyzer," Journal of

Mathematical Biology 15, pp.267-273, 1982.

[7] 서석배, 김대진, 강대성, “멀티미디어 정보검색에 적합한 영상정보의 벡터 양자화 코드북 설계 및 특징추출,” 전자공학회논문지 제36권 S편 제8호, pp101-112, 1999

[8] Sanger, T. D., “Optimal unsupervised learning in a single-layer linear feedforward neural network,” Neural networks 12, pp.459-473, 1989.

저 자 소 개



徐錫培(正會員)
 1997년 2월 부경대학교 제어계측공학과 학사. 1999년 2월 동아대학교 전자공학과 석사. 2000년 동아대학교 전자공학과 박사과정 재학 중. 주관심분야 신경망, 영상압축, 패턴인식 등.

金大鎭(正會員) 第 34券 C編 第 7號 參照
 현재 포항공과대학교 컴퓨터공학과 부교수

姜大星(正會員) 第 36券 S編 第 8號 參照
 현재 동아대학교 전자공학과 조교수