노이즈 모델에 기반한 훼손된 얼굴 영상의 인증

정호철[O*] 황본우[+] 이성환[*]
[*]고려대학교 인공시각 연구센터, [+]㈜버추얼미디어
[*]{hcjung, swlee}@image.korea.ac.kr, [+]bwhwang@virtualmedia.co.kr

Authenticating Corrupted Face Images Based on Noise Model

Ho Choul Jung[O*] Bon Woo Hwang[+] Seong Whan Lee[*]
[*]Center for Artificial Vision Research, Korea University, [+]VirtualMedia, Inc.

요 약

본 논문에서는 노이즈 모델에 기반한 훼손된 얼굴 영상의 인증하는 방법을 제안한다. 제안된 방법은 먼저 학습 단계에서 노이즈 파라미터의 변화에 의해 훼손된 영상을 생성한다. 그 훼손된 영상과 노이즈 파라미터는 PCA에 의해 훼손된 영상과 노이즈 파라미터들의 선형 조합으로 표현된다. 테스트 단계에서는 훼손된 영상으로 LSM(Least-square minimization)방법을 적용하여 훼손된 영상의 노이즈 파라미터를 추정한다. 그리고 추정된 노이즈 파라미터를 가지고 원본 영상으로부터 합성된 영상을 생성하고, 그것을 테스트 영상과 인증한다. 실험 결과는 제안된 방법이 노이즈 파라미터를 정확하게 추정하여 얼굴 인증의 성능 개선 가능성을 보여준다.

1. 서 론

최근 몇 년 동안 얼굴 인증에 대한 관심이 높아지고 있다. 생체 인증 시장이 확대되고, 스마트 카드 인증 시스템, 생체 여권 및 신분증 위/변조 방지 시스템 등 보안을 위한 여러 분야에서 얼굴 인증을 필요로 하고 있다. 특히, 이들 신원을 확인하는 인증 시스템은 본인의 사진을 가지고 인증을 하는 것을 특징으로 하고 있다. 그러나 실제의 사진 영상에서는 스크래치나 불러링 혹은 색 바랑 등과 같은 문제가 나타나며 (그림 1-(나)), 이러한 훼손된 영상을 다루는 것은 영상처리 분야에서 일반적으로 나타나는 가장 어려운 문제 중의 하나이다. 뿐만 아니라, 대부분의 얼굴 인증 방법들은 좋은 성능을 얻기 위해 두 장 이상의 학습 영상을 요구하지만, 실제 인증 분야에서는 그러한 요구를 만족시키기가 쉽지 않다.

(가) 신분증의 원본 영상

(나) 신분증으로부터 스캔 받은 훼손된 영상

그림 1. 원본과 훼손된 얼굴 영상 데이터의 예

특히, 이러한 훼손된 영상의 문제를 해결하기 위해서 기존에 많은 연구들이 진행되어 왔다. [1]에서는 훼손된 영상에서 강인한 특징을 추출하는 방법이 제안되었다. 이 방법은 가우시안 화이트 노이즈와 조명 방향에 대해서 강인한 특징을 추출하는 방법이지만, 훼손된 영상의 중요한 부분의 특징을 고려하지 않는 단점이 있다.

또한 기존의 연구들은 한 사람당 여러 장의 학습 영상을 사용한 학습 알고리즘에 초점이 되어 있었다 [2]. 그러나 실제 인증 분야에서는 많은 학습 영상을 수집하기 어렵고, 심지어는 한 명당 오직 하나의 학습 영상 만을 사용하는 경우도 있다. 그렇기 때문에 이러한 경우에는 비교적 성능이 우수한 기존의 LDA(Linear Discriminant Analysis)와 SVM(Support Vector Machines)과 같은 두 장 이상의 학습 영상을 필요로하는 방법들은 적절하지 않다. 이러한 이유 때문에 가상 모델을 이용한 얼굴 인식 방법이 연구되어 왔으며, [3]에서는 가상 뷰에 기반한 포즈에 무관한 얼굴 인식 방법이 제안되었다. 이 방법은 한 장의 영상으로부터 다양한 포즈에 대한 가상 뷰를 생성하여 인식을 시도하는 방법이다. 그러나 이 방법은 다양한 포즈에 대해서는 비교적 성능이 우수하나, 가려진 부분에 대해서는 가상 모델을 만들기가 어렵다는 단점이 있다.

본 논문에서는 이상의 두 가지 문제, 즉 훼손된 영상과 학습 영상 수의 제한 등의 문제를 해결하기 위해 노이즈 모델에 기반한 얼굴 인증 방법을 제안한다.

본 논문은 다음과 같은 구조로 되어 있다. 2장에서는 노이즈 모델을 정의하고, 3장에서는 노이즈 파라미터 추정하는 방법과 얼굴 인증 방법을 설명한다. 실험결과는 4장에서 보여지고, 마지막으로 5장에서는 결론 및 향후 연구에 대해서 간략하게 서술한다.

2. 노이즈 모델

2.1 훼손된 영상에서의 노이즈의 분석

본 논문에서 훼손된 영상은 밝기, 대비의 변화, 가우시안 블러의 노이즈 파라미터를 변화해서 생성된 것으로 가정한다. 먼저, 밝기와 대비 파라미터에 의해 변화된 영상을 다음과 같이 정의한다.

$$I_{CB}(x,y) = c \times I_{org}(x,y) + b \quad (1)$$

여기서 I_{CB}는 밝기와 대비의 변화에 의해 훼손된 영상이고, I_{org}는 원본 영상, c는 대비 파라미터, b는 밝기 파라미터이다.

두 번째로 가우시안 블러에 의해 훼손된 영상을 식(2)와 같이 정의한다.

$$I_G(x,y) = I_{org}(x,y) \, o \, G_{blur}(x,y) \quad (2)$$

여기서 I_G는 가우시안 블러 함수이고, o는 콘볼루션 연산자이며, G_{blur}는 가우시안 블러를 위한 필터이다.

$$G_{blur}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

식(3)에서 σ는 가우시안 함수의 표준편차로서 가우시안 블러 함수의 파라미터가 된다.

2.2 노이즈 모델의 정의

이번 장에서는 노이즈 모델들을 수학적으로 설명할 것이다. 먼저, 훼손된 영상 I^C는 다음과 같다.

$$I^C = I_{CBG} = I_{CB} \, o \, G_{blur} \quad (4)$$

다음으로, 노이즈 모델은 훼손된 영상 I^C와 노이즈 파라미터 P의 집합으로 정의되어 진다.

$$N_i = \begin{pmatrix} I_i^C \\ P_i \end{pmatrix}, \ (i = 1, \Lambda, m) \quad (5)$$

여기서 $I^C = (x_1, \Lambda, x_k)^T$, $P = (p_1, \Lambda, p_l)^T$, x_1, Λ, x_k는 훼손된 영상에서 각 픽셀들의 밝기 값이며, k는 훼손된 영상에서의 픽셀의 수이고, p는 노이즈 파라미터값이며, l은 사용된 노이즈 파라미터의 개수이고, 마지막으로 m은 훼손된 영상의 수이다. 본 논문에서는 $l = 3$, $p_1 = c$, $p_2 = b$, $p_3 = \sigma$ 이며, $P = (c, b, \sigma)^T$로 표현된다. 따라서 노이즈 모델 N은 다음과 같다.

$$N = \overline{N} + \sum_{i=1}^{m-1} \alpha_i n_i(j), \ (j = 1, \Lambda, k, k+1, \Lambda, k+l) \quad (6)$$

여기서 $\overline{N}$는 $N_i (i = 1, \Lambda, m)$의 평균이다. 이와 같이 학습 과정에서 PCA에 의해 m개의 훼손된 영상과 노이즈 파라미터들의 집합에 대해 공분산 행렬의 고유벡터 n_i가 얻어진다.

3. 얼굴 인증

3.1 개요

훼손된 영상을 인증하기 위해서 제안된 방법은 학습과 테스트 과정을 포함한다. 먼저 학습 과정에서는 원본 영상으로부터 가우시안 블러 파라미터와 밝기, 대비 파라미터의 조정을 통해 훼손된 영상을 생성한다. 그 다음에 훼손된 영상과 노이즈 파라미터의 기저벡터를 얻는다. 학습 단계 후에 테스트 과정에서 훼손된 얼굴 영상의 인증 과정은 다음과 같다.

1단계: LSM 방법에 의해 훼손된 영상의 선형 계수를 계산한다 [4].
2단계: 구해진 선형 계수들은 각 노이즈 모델 생성에 사용된 노이즈 파라미터에 일치하는 고유벡터의 부분 행렬에 적용하여 노이즈 파라미터를 추정한다.
3단계: 추정된 노이즈 파라미터를 원본 영상에 적용하므로써 훼손된 영상을 합성한다.
4단계: 3단계에서 합성된 영상과 테스트 영상을 상관 계수 비교하여 얼굴 인증을 수행한다.

3.2 노이즈 파라미터 추정

2장에서 정의된 노이즈 모델을 가지고 요구된 파라미터를 대략적으로 추정할 수 있다. 먼저, 식(7)을 만족하는 α를 구한다.

$$\tilde{N}(x_j) = \sum_{i=1}^{m-1} \alpha_i n_i(j), \ (j = 1, \Lambda, k) \quad (7)$$

여기서 j는 훼손된 영상에서의 픽셀의 밝기값이고, k는 픽셀의 수이다. 또한 차영상은 $\tilde{N} = N - \overline{N}$로 정의된다. 일반적으로 N에 완벽하게 일치하는 α 값은 존재하지 않는다. 그러므로 에러를 최소화하는 α^*를 구하는 것이 중요한 문제이다. 이것을 위해서 먼저 에너지 함수 $E(\alpha)$를 정의한다. 식(8)은 식(9)의 에러 함수를 최소화하는 α 구하는 식이며 다음과 같이 주어진다.

$$\alpha^* = \arg\min_{\alpha} E(\alpha) \quad (8)$$

$$E(\alpha) = \sum_{j=1}^{k} \left(\tilde{N}(j) - \sum_{i=1}^{m-1} \alpha_i n_i(j) \right)^2 \quad (9)$$

식(8)과 식(9)에 의해 LSM을 사용한 에너지 함수를 최소화하는 선형 계수들을 구한다. 식(7)은 다음 식과 동치이다.

$$\begin{pmatrix} n_1(1) & \Lambda & n_{m-1}(1) \\ M & O & M \\ n_1(k) & \Lambda & n_{m-1}(k) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ M \\ \alpha_{m-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tilde{N}(1) \\ M \\ \tilde{N}(k) \end{pmatrix} \quad (10)$$

식(10)을 다시쓰면 식(11)과 같다.

$$\mathbf{l}\alpha = \tilde{\mathbf{I}} \quad (11)$$

여기서,

$$\mathbf{I} = \begin{pmatrix} n_1(1) & \Lambda & n_{m-1}(1) \\ \mathrm{M} & \mathrm{O} & \mathrm{M} \\ n_1(k) & \Lambda & n_{m-1}(k) \end{pmatrix}$$

$$\alpha = (\alpha_1, \Lambda\ , \alpha_{m-1})^T, \tilde{\mathbf{I}} = (\tilde{\mathbf{N}}(1), \Lambda\ , \tilde{\mathbf{N}}(k))^T \quad (12)$$

알려지지 않은 $m-1$의 k개의 방정식과 일치하지 않는 $\mathbf{I}\alpha = \tilde{\mathbf{I}}$의 최소-제곱의 해는 $\mathbf{I}^T\mathbf{I}\alpha = \mathbf{I}^T\tilde{\mathbf{I}}$를 만족한다. 만약 $\mathbf{I}$의 열벡터가 선형독립이면, $\mathbf{I}^T\tilde{\mathbf{I}}$는 역함수이고,

$$\alpha^* = (\mathbf{I}^T\mathbf{I})^{-1}\mathbf{I}^T\tilde{\mathbf{I}} \quad (13)$$

열 공간에 대한 $\tilde{\mathbf{I}}$의 투영은 $\hat{\mathbf{I}} = \mathbf{I}\alpha^*$이다. 식 (6)과 식 (13)에 의해 식(14)가 구해지며,

$$N(j) = \tilde{N}(j) + \sum_{i=1}^{m-1} \alpha_i n_i(j), \quad (j = 1, \Lambda\ , k) \quad (14)$$

노이즈 파라미터 추정을 위해서 선형 계수들은 노이즈 파라미터에 일치하는 고유벡터의 부분 행렬에 적용된다. 따라서 노이즈 파라미터의 추정은 식(15)와 같다.

$$P = \tilde{N}(s) + \sum_{i=1}^{m-1} \alpha_i n_i(s), \quad (s = k+1, \Lambda\ , k+l) \quad (15)$$

3.3 얼굴 인증

얼굴 인증은 주어진 테스트 영상과 원본 영상에서 테스트 영상이 원본 영상과 얼마나 동일한가를 판단하는 것이다. 본 논문에서는 원본 영상에 추정된 노이즈 파라미터를 적용함으로써 영상을 합성하고, 합성된 얼굴 영상과 테스트 영상 사이에 상관 계수를 비교하여 최종적으로 인증을 수행한다.

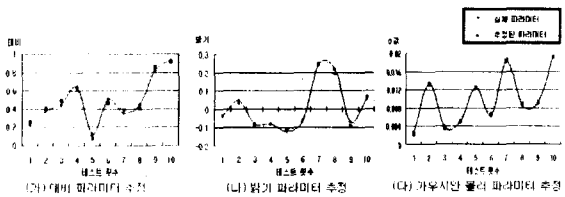

그림 2. 실제 파라미터와 추정된 파라미터의 비교

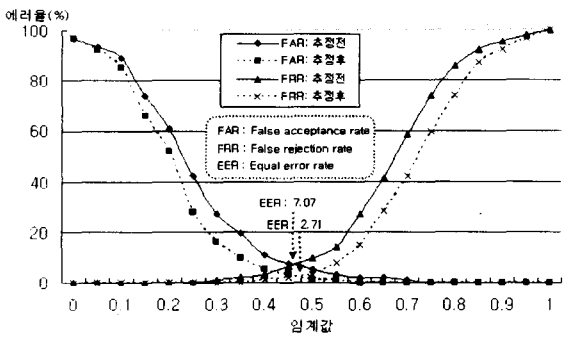

그림 3. 92명의 주민증으로부터 스캔 받은 영상에 대한 ROC 곡선

4. 실험 결과 및 분석

제안된 방법의 실험을 위해서 본 논문에서는 [5]에서 소개된 KFDB와 신분증으로부터 스캔 받은 얼굴 데이터를 사용했다. KFDB는 총 100명을 사용하였으며, 테스트를 위해서 100장의 가상의 훼손된 영상을 생성하였다. 그리고 제안된 방법의 실용성을 측정하기 위해 실제 스캔 받은 영상 92명에 대해 테스트를 수행하였다.

본 논문에서 실험은 다음 두 가지 방법으로 수행하였다. 첫 번째 실험에서는 학습 데이터에 포함되지 않은 가상으로 생성한 훼손된 영상들에 대해서 추정된 파라미터 값과 실제 파라미터 값의 차이를 비교하였다. 그림 2는 제안된 방법에 의해 추정된 노이즈 파라미터 값과 실제 노이즈 파라미터 값을 보여준다. 실험 결과는 제안된 방법이 노이즈 파라미터를 거의 정확하게 추정한다는 것을 알 수 있다. 두 번째 실험에서는 스캔 받은 실제 훼손된 영상의 얼굴 인증하는 실험을 수행하였다. 그림 3는 EER이 7.07%에서 2.71%로 성능이 개선되었음을 보여준다. 이 실험 결과에서 제안된 방법이 추정전보다 훼손된 얼굴 영상의 인증에 대해 더 강인함을 보여주었다.

5. 결론

본 논문에서는 노이즈 모델에 기반하여 훼손된 얼굴 영상을 인증하는 방법을 제안하였다. 이전 연구와는 대조적으로 제안된 방법은 노이즈 모델에 기반하여 훼손된 얼굴 영상을 다루고, 학습을 위해서 오직 한 장의 영상을 사용한다. 실험 결과는 제안된 방법의 노이즈 파라미터 추정이 매우 정확하고, 훼손된 영상의 노이즈 문제를 해결함으로써 얼굴 인증에 유용하다는 것을 보여주었다. 또한 제안된 방법은 실제 스캔 받은 훼손된 영상에서도 좋은 성능을 보여줌으로써 실용적 가치가 높음을 보여주었다.

6. 참고문헌

[1] C. Sanderson and S. Bengio, " Robust Features for Frontal Face Authentication in Difficult Image Condition," Proc. of Int. Conf. on AVBPA, Guildford, UK, pp. 495-504, 2003.

[2] A. M. Martinez and A. C. Kak, " PCA Versus LDA," IEEE Trans. on PAMI, Vol. 23, No. 2, pp. 229-233, 2001.

[3] D. Beymer and T. Poggio, " Face Recognition from One Example View," Proc. of Int. Conf. on Computer Vision, pp. 500-507, 1995.

[4] B.-W. Hwang and S.-W. Lee, " Reconstruction of Partially Damaged Face Images Based on a Morphable Face Model," IEEE Trans. on PAMI, Vol. 25, No. 3, pp. 365-372, 2003.

[5] B.-W. Hwang, H. Byun, M.-C. Roh and S.-W. Lee, " Performance Evaluation of Face Recognition Algorithms on the Asian Face Database, KFDB," Proc. of Int. Conf. on AVBPA, Guildford, UK, pp. 557-565, 2003.