

적은 수의 특징점을 이용한 얼굴 영상 복원

황 본우, 이 성환

고려대학교 컴퓨터학과/인공시각연구센터

Face Reconstruction Using a Small Set of Feature Points

Bon-Woo Hwang and Seong-Whan Lee

Dept. of Computer Science and Engineering/Center for Artificial Vision Research,
Korea University

요 약

본 논문에서는 적은 수의 특징점을 이용한 얼굴 복원 방법을 제안한다. 먼저 얼굴을 형태와 질감 프로토타입들의 선형 중첩으로 모형화한 다음, 특징점에서의 형태와 질감 정보만을 가지고 각각의 얼굴이 요구하는 변형의 근사값을 찾는다. 본 논문에서는 이러한 under-determined 조건에서 최소 제곱법(least square minimization method)을 사용하여 최적값을 얻는다. 실험을 통하여 적은 수의 특징점을 이용하여 2차원 얼굴 영상을 효율적으로 복원할 수 있음을 검증하였다. 우리는 제안된 방법이 얼굴 영상을 압축하거나 결점이나 잡영에 의해 손상된 영상으로부터 원래의 전체 정보를 복원하는데 중요한 역할을 할 수 있을 것으로 기대한다.

1. 서론

전통적인 상향식(bottom-up) 접근 방법으로는 부분 영상으로부터 전체 영상을 복원하거나 잡영, 다른 객체에 의한 검침, 조명에 의한 그림자 등에 의해 잃어버리는 정보를 복원하기가 어렵다. 이와는 대조적으로 하향식(top-down, 모형-기반(model-based) 접근 방법은 잡영과 입력 영상의 손상에 대해 강인한 특성을 갖고 있다[2]. 이러한 이점으로 인해 현재는 하향식 접근 방법에 의한 영상 해석에 대한 많은 연구가 진행되고 있다[1-3, 5]. 그 중에서 Lanitis 등은 'Flexible Model'를 사용한 얼굴 복원 방법을 제안하였다. 그러나 이 경우 얼굴 내부의 형태 정보 복원을 위해서 100개 이상의 특징점을 요구하며, 얼굴의 질감 복원을 위해서는 전체 얼굴 영상에 대한 질감 정보를 요구한다.

본 논문에서는 적은 수의 특징점으로부터 얼굴 영상을 효율적으로 복원할 수 있는 방법을 제안하고자 한다. 제안된 방법은 얼굴을 형태와 질감 프로토타입들의 선형 중첩으로 모형화한 다음, 특징점에서의 형태와 질감 정보만을 가지고 각각의 얼굴이 요구하는 변형의 최적화된 근사값을 찾는 과정으로 요약될 수 있다. 본 논문은 2장과 3장에서 형태와 질감 정보를 독립적으로 처리하는 2차원 얼굴 모형과 얼굴 복원을 위한 기저들의 계수를 구하는 방법에 대해 각각 설명한다. 4장에서는 얼굴 복원에 대한 실험 결과를 제시하고, 마지막으로 5장에서 결론과 향후 연구 방향을 기술한다.

2. 2차원 얼굴 모형

모든 얼굴 영상의 참조 얼굴에 대한 대응 관계가 이미 주어져 있다[1]는 가정 하에서 얼굴의 형태 정보는 참조 얼굴에 대한 변형장(deformation field)으로 부호화되며, 질감 정보는 참조 얼굴로 매핑된 영상의 밝기 정도로 부호화된다[5]. 즉, 형태 정보 $S(x)$ 는 참조 영상 위의 점 x 와 입력 영상의 대응점에 대한 위치 차이로, 질감 정보 $T(x)$ 는 참조 영상 위의 점 x 에 대한 대응점의 명도값으로 정의된다. 독립적으로 구해진 형태와 질감 정보를 가지고 형태 평균 \bar{S} , 질감 평균 \bar{T} 와 형태와 질감 차이 $\tilde{S} = S - \bar{S}$

$\tilde{T} = T - \bar{T}$ 의 공분산 C_S 와 C_T 를 구한다. 이를 바탕으로 주성분 분석(principal component analysis)을 사용하여 m 개의 얼굴에 대한 공분산의 고유벡터 s_i 와 t_i 를 기저로 하는 2차원 얼굴 모형을 얻는다.

$$S = \bar{S} + \sum_{i=1}^{m-1} \alpha_i s_i, T = \bar{T} + \sum_{i=1}^{m-1} \beta_i t_i \quad (1)$$

여기서 $\alpha, \beta \in \mathbb{R}^{m-1}$ 이고, 계수 α 의 확률은 다음의 식으로 정의된다.

$$p(\alpha) \sim \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m-1} \left(\frac{\alpha_i}{\sigma_i} \right)^2 \right], \quad (2)$$

여기서 σ_i^2 은 형태 공분산 C_S 의 고유값이고, 같은 방법으로 질감에 대한 계수의 확률 $p(\beta)$ 를 구할 수 있다.

3. 얼굴 복원

본 장에서는 얼굴 복원을 위한 기저들의 계수를 찾는 방법을 기술하고자 한다. 먼저, 정규화된 계수들의 합으로서 에너지 함수를 정의하고, 얼굴의 특징점을 사용하여 이 에너지 함수를 최소화하는 조건을 설정한다. 그런 다음 최소 제곱법을 사용하여 이러한 조건에서의 에너지 함수를 최소화하는 계수값을 찾는다.

3.1 문제 정의

단지 특징점에 대한 형태와 질감 정보만이 주어지기 때문에 우리는 요구되는 변형의 근사치만을 추정할 수 있다. 따라서 본 논문의 목표는 이러한 under-determined 조건에서 최적의 해를 찾는 것이다. 먼저 정규화된 계수들의 합을 에너지 함수로 정의하고, 주어진 특징점에서의 형태 또는 질감 정보가 완전히 복원 가능해야만 한다는 조건을 설정한다. 에너지 함수 $E(\alpha)$ 는 평균 얼굴로부터의 변형 정도를 나타낸다. 본 논문에서 해결하고자 하는 문제는 조건을 만족하는 계수들 가운데 에너지 함수 $E(\alpha)$ 를 최소화하는 α 를 찾는 것이다.

$$\alpha^* = \underset{\alpha}{\operatorname{arg\,min}} E(\alpha) \quad (3)$$

• 에너지 함수 $E(\alpha)$:

$$E(\alpha) = \sum_{i=1}^{m-1} \left(\frac{\alpha_i}{\sigma_i} \right)^2 \quad (4)$$

• 조건:

$$\tilde{S}(x_j) = \sum_{i=1}^{m-1} \alpha_i s_i(x_j), \quad (j = 1, \dots, n) \quad (5)$$

여기서 x_1, \dots, x_n 는 선택된 특징점들이며 기저의 수에 비해 적은 수의 특징점을 선택하기 때문에 n 은 $m-1$ 보다 작다.

3.2 최소 제곱법에 의한 해법

식 3~5에 의해 이 문제는 일반화된 2차 프로그래밍(quadratic programming)을 사용하여 계산할 수 있다. 이를 보다 간단하게 하기 위해서 우리는 다음의 식을 통해 주어진 문제를 최소 제곱법에 의해 해결할 수 있는 문제로 단순화한다. 식 5는 다음의 식으로 동일하게 표현될 수 있다.

$$\begin{pmatrix} s_1(x_1) & \dots & s_{m-1}(x_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_1(x_n) & \dots & s_{m-1}(x_n) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_{m-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tilde{S}(x_1) \\ \vdots \\ \tilde{S}(x_n) \end{pmatrix} \quad (6)$$

직교성을 이용하기 위해 식 6를 다음과 같이 다시 표현한다.

$$S \alpha' = \tilde{S} \quad (7)$$

여기서

$$S = \begin{pmatrix} \sigma_1 s_1(x_1) & \dots & \sigma_{m-1} s_{m-1}(x_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_1 s_1(x_n) & \dots & \sigma_{m-1} s_{m-1}(x_n) \end{pmatrix},$$

$$\alpha' = \left(\frac{\alpha_1}{\sigma_1}, \dots, \frac{\alpha_{m-1}}{\sigma_{m-1}} \right)^T,$$

$$\tilde{S} = (\tilde{S}(x_1), \dots, \tilde{S}(x_n))^T \quad (8)$$

이고, S 의 행벡터는 선형적으로 독립이라고 가정한다. 이때 α' 는 식 9과 같이 표현될 수 있다.

$$\alpha' = S^+ \tilde{S}, \quad (9)$$

여기서 S^+ 는 행렬 S 의 의사 역행렬(pseudoinverse)이고, 다음과 같은 singular value decomposition(SVD)에 의해 해가 구할 수 있다[4].

S 의 SVD가 다음과 같다고 가정하면, S 는

$$S = U W V^T \quad (10)$$

이고, S 의 의사 역행렬은

$$S^+ = V W^+ U^T \quad (11)$$

이다.

U 의 열벡터는 SS^T 의 고유벡터이고, V 의 열벡터는 $S^T S$ 의 고유벡터이다. W 의 주대각선 성분은 두 행렬의 고유값 중 '0'이 아닌 값으로 채워지며, W^+ 는 W 중에서 '0'이 아닌 성분들의 역수로 구성된다.

그림 1은 2D- α' 공간 위에서 최소 제곱법을 사용하여 해를 구하는 과정을 나타내고 있다. 이 경우 상술된 바와 같이 S 의 행벡터는 선형적으로 독립이라 가정하였으며, 기저의 수 $m-1$ 과 특징점의 수 n 은 각각 2와 1이다. 그림에서 중심원은 2차원 Gaussian 화를 $P(\alpha)$ 를 나타내고, 직선은 식 5의 조건을 만족하는 α' 을 나타낸다. 에너지 함수를 최소화하는 점은 식 9를 사용하여 원점으로부터 최소 거리를 갖는 점을 구함으로써 얻을 수 있다.

최종적으로 전체 영상에 대한 형태 정보를 얻기 위해서는 식 1과 8로부터 구해진 다음의 식을 이용한다.

$$S = \tilde{S} + \sum_{i=1}^{m-1} \alpha'_i \sigma_i s_i \quad (12)$$

같은 방법을 질감 정보에 적용함으로써 적은 수의 특징점으로부터 전체 얼굴에 대한 질감 정보를 복원할 수 있다. 그런데 우리는 식 8에서 S 의 행벡터들이 서로 선형적으로 독립이라고 가정하였다. 만약 이 가정이 성립하지 않는다면 식 5는 만족될 수 없다. 즉, 식 12로부터 얻어진 대응 관계는 특징점들에서 뿐만 아니라 나머지 영역들에서도 부정확하게 된다. 그러므로 특징점을 이용한 효과적인 얼굴 영상 복원을 위해서는 선형적으로 독립적인 점들을 특징점으로 선택해야만 한다. 그러나 얼굴 영상에 대한 실험 결과, 실제로 선형적으로 의존적인 특징점이 선택되는 경우는 거의 발생되지 않음을 확인할 수 있었다.

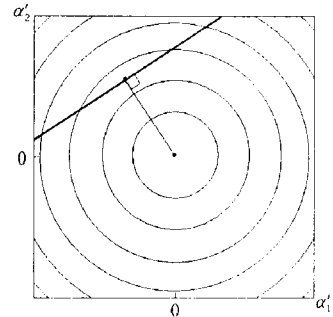


그림 1. 2D- α' 공간에서의 최소 제곱법에 의한 해

4. 실험 결과 및 분석

본 논문에서 제안된 특징점만을 이용한 얼굴 복원 방법을 검증하기 위해 200개의 2차원 얼굴 영상을 사용하였다. 이 영상들은 레이저 스캐너(CyberwareTM)로 촬영된 3차원 두상 모형으로부터 생성된 것이다[1, 5]. 촬영 대상은 20대부터 40대까지의 남성과 여성이며, 안경과 귀걸이는 착용하지 않았다. 영상은 통제된 조명 환경 내에서 생성되었으며, 머리카락은 완전히 제거되었다. 또한 영상의 크기는 256x256이고, 컬러 영상을 256단계의 명도 영상으로 변환하여 사용하였다. 200개의 데이터베이스 영상 중에서 임의로 선택된 100개의 얼굴 영상을 대상으로 PCA를 수행하였으며, 나머지 100개의 영상은 알고리즘 검증을 위한 복원 실험에 사용하였다.

4.1 특징점 선택

특징점으로부터 얼굴을 복원하기 위해 먼저 참조 얼굴에 사용되는 특징점의 수와 위치를 결정해야 한다. 우리는 참조 얼굴에서 선택된 특징점과의 상관 관계를 사용함으로써 모든 얼굴에 대한 특징점을 자동적으로 추출할 수 있다. 그림 2의 흰색 십자 표시는 형태와 질감을 복원하기 위해 사용되는 특징점을 나타내며, 검은색 십자 표시는 질감 정보의 복원을 위해 추가적으로 선택되는 특징점을 나타낸다. 잡영에 의해 발생하는 오류를 감소시키기 위해 선택된 점에서 $p \times p$ 마스크 내의 중간값을 구해 그 점에서의 질감 정보로 사용한다. 본 실험에서는 형태 복원을 위해 22개, 질감 복원을 위해서는 3개의 특징점을 선택하였고, 오류를 최소화시키기 위해 3×3 마스크를 사용하였다.

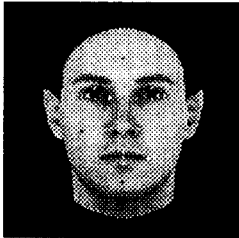


그림 2. 선택된 특징점

4.2 형태 및 질감 복원

3장에서 설명한 바와같이 얼굴의 2차원 형태와 질감은 독립적으로 처리된다. 따라서 최종적인 얼굴 영상은 각각 복원된 형태와 질감 정보를 합성함으로써 얻을 수 있다. 그림 3은 특징점에서의 위치 정보만을 사용하여 복원된 얼굴 영상을 보여준다. 이때 질감 정보는 따로 복원하지 않고 참조 영상의 표준 질감을 사용하였다. 여기서 왼쪽 그림은 원 영상을, 오른쪽 그림은 제안된 방법에 의해 복원된 영상을 나타낸다. 원영상과 복원된 얼굴 영상을 보다 쉽게 비교할 수 있도록 그림에서는 단지 얼굴 내부 영역만을 제시하였다. 그림 4는 특징점에서의 형태 정보뿐 아니라 질감 정보도 함께 사용하여 복원된 얼굴 영상을 보여준다. 참조 영상의 표준 질감을 사용하여 복원된 그림 3의 영상과는 대조적으로 얼굴 영상의 피부색이 성공적으로 복원된 것을 쉽게 확인할 수 있다.

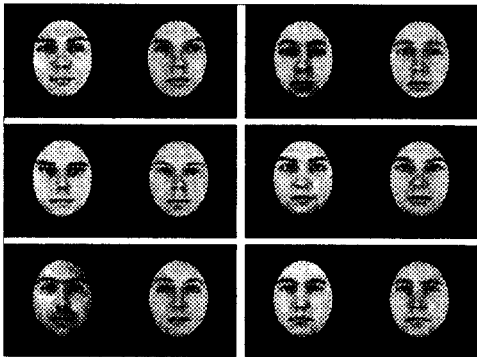


그림 3. 특징점의 형태 정보를 이용한 복원의 예(왼쪽: 원 영상, 오른쪽: 복원된 영상)

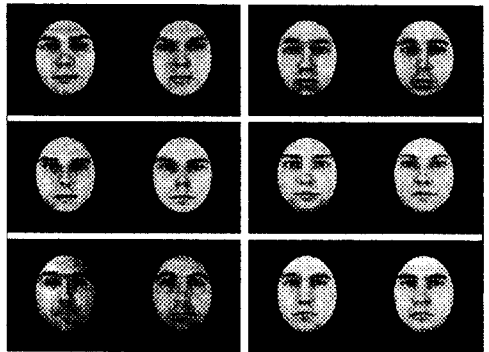


그림 4. 특징점의 형태 및 질감 정보를 이용한 복원의 예(왼쪽: 원영상, 오른쪽: 복원된 영상)

5. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 적은 수의 특징점을 이용한 효과적인 얼굴 복원 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 주어진 특징점에서의 형태와 질감 정보를 최대한 복원하면서 평균 얼굴에 대해 최소한의 변형을 갖는 얼굴을 찾는다. 알고리즘의 검증에 위한 실험 결과로서 원영상과 유사하게 복원된 2차원 얼굴 영상을 얻을 수 있었다. 제안된 방법에서는 입력된 영상에 대해 특징점을 수동적으로 추출하거나 참조 영상에 대한 상관 관계가 사전에 주어지는 것으로 가정하였다. 제안된 방법이 보다 폭넓은 분야에 응용되기 위해서는 각각의 특징점을 자동적으로 추출할 수 있는 알고리즘이 요구된다.

감사의 말씀

본 연구에 사용된 얼굴 영상 데이터베이스는 Max-Planck-Institute로부터 제공받았음. 본 연구는 과학기술투진 사업의 지원으로 이루어졌음을 감사한다.

참고 문헌

- [1] V. Blanz and T. Vetter, "A morphable model for the synthesis of 3D faces," *Proc. of SIGGRAPH'99, Los Angeles*, pages 187-194, August 1999.
- [2] M. J. Jones, P. Sinha, T. Vetter, and T. Poggio, "Top-down learning of low-level vision tasks[brief communication]," *Current Biology*, Vol. 7, pp. 991-994, 1997.
- [3] A. Lanitis, C. J. Taylor, and T. F. Cootes, "Automatic interpretation and coding of face images using flexible models," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 7, pp. 743-756, 1997.
- [4] W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling, and B. P. Flannery, "Numerical recipes in C," Cambridge University Press, Port Chester, NY, 1992.
- [5] 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.