

조명변화에 강인한 얼굴인식 시스템

*이우주, 김진철, 박성미, 이배호
전남대학교 컴퓨터정보통신공학과

A Face Recognition System Robust to Variations in Lighting

*Wu-Ju Lee, Jin-Chul Kim, Seong-Mi Park, Bae-Ho Lee
Dept. of Computer Engineering, Chonnam National University

요약

얼굴인식은 동일 사람의 얼굴이라도 조명변화나 얼굴 표정변화에 따라 매우 다른 영상들로 나타나기 때문에 매우 어려운 문제이다. 본 논문에서는 조명변화에도 강인하고 얼굴영상에 대해 높은 얼굴 인식률을 얻기 위해 2D-HMM(Hidden Markov Model) 얼굴인식 방법을 제안하고 실험하였다. 제안된 방법은 조명변화에 대해서 조명변화 함수인 $\delta(\text{delta})$ 함수를 0, 40, 60, 80으로 변화해 가면서 이미지 보정을 실험하였으며, 계산의 복잡성을 줄이고 얼굴영상에 대한 높은 인식률을 얻기 위해 기존의 페셀값 대신에 2D-DCT 계수를 관측벡터로 사용하였다. 시스템의 성능을 평가하기 위해 정량적 평가방법은 FAR(False Accept Rate)와 FRR(False Reject Rate)를 측정하여 비교하였으며, 기존의 얼굴인식 방법인 PCA, 1차원 HMM과 비교분석하였다. 실험결과 2D-HMM의 경우 FAR(False Accept Rate)가 5.08%로 1D-HMM 5.18%, PCA 10.16%보다 높은 성능을 보였으며, FRR(False Reject Rate)의 경우에도 0.01%로 10.16%인 PCA보다 좋은 성능을 보였다. 이로서 조명변화에 대해서는 PCA보다 2D-HMM 얼굴인식 방법이 우수함을 알 수 있었다.

1. 서론

최근 얼굴인식 분야에 대한 관심이 증대하고, 특히 보안분야에 있어서 활발한 연구가 진행되고 있다. 얼굴인식 기술은 다른 생체인식 기술인 지문인식등과 다르게 자신의 신체일부를 인식장치에 직접 접촉시키지 않아도 되고 생체정보의 획득방법에서 강제성이 적어 다른 생체인식 기술이 사용자에게 줄 수 있는 거부감과 불편함이 존재하지 않는 이점이 있다[1]. 이러한 얼굴인식은 침입자 감시와 ATM 기계의 사용자 인증 등의 보안 분야에서부터 비디오 내에서의 인물 검색까지 활발하게 활용되고 있다. 그러나 많은 얼굴 인식 기술들이 제안되었고 상당한 가능성을 보여주었다 하더라도 타 생체 인식 시스템에 비해 인식률이 낮아 성능향상에 대한 연구가 필요하다.

얼굴인식은 동일 사람의 얼굴이라도 조명변화나 얼굴 표정변화에 따라 매우 다른 영상들로 나타나기 때문에 매우 어려운 문제이다. 얼굴 인식 시스템의 핵심은 이러한 얼굴 영상 변화에 영향을 받지 않고 안정적인 얼굴인식 성능을 구현하는 것이다.

얼굴 인식의 성능을 높이기 위해서 그 동안 많은

연구가 수행되었다. 대표적인 얼굴인식 방법에는 Eigenface 방법[3], 신경회로망 방법[2], Elastic Bunch Graph Matching 방법[4], Linear Discriminant Analysis(LDA) 방법[5] 등이 사용되고 있다. 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model: HMM) 방법은 음성인식이나, 문자인식, 제스처인식 등 다양한 분야에서 성공적으로 사용되고 있으며, 최근에는 얼굴인식 분야에도 활발하게 적용되고 있다.

본 논문에서는 조명변화에 강인한 얼굴인식 시스템에 대해서 논의한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저, 2장에서는 HMM의 이론적 설명과 구현하고자 하는 얼굴인식 시스템에 대해서 기술하고, 3, 4장에서는 HMM을 이용한 얼굴인식 시스템의 실험방법과 결과에 대해서 설명한다. 제안한 방법의 유용성을 살펴보기 위해 PCA 방법을 사용하여 비교분석 함으로써 조명변화에 강인한 얼굴인식 알고리즘의 우수성을 살펴본다.

2. 제안된 얼굴인식 시스템

2.1 은닉 마르코프 모델 (Hidden Markov Model)

은닉 마르코프 모델 (HMM : Hidden Markov Model)은 관찰이 불가능한 미지(hidden)의 확률론적 과정을 관찰이 가능한 기호(symbol)를 발생시키는 다른 확률론적 과정을 통하여 모형화(modeling)한다.

HMM의 구성요소는 다음과 같다.

N, 모델에서 스테йт 수. $S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$

M, 관측 심볼의 수. $V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$

A, 상태천이 확률 매트릭스. $A = \{a_{ij}\}$

$$a_{ij} = P(q_t = S_j | q_{t-1} = S_i), 1 \leq i, j \leq N,$$

$$0 \leq a_{ij} \leq 1, \text{ and } \sum_{j=1}^N a_{ij} = 1, 0 \leq i \leq N$$

B, 관측 확률 매트릭스. $B = \{b_j(k)\}$

$$b_j(k) = P(O_t = v_k | q_t = S_j)$$

$$1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M$$

Π , 초기 상태 분포. $\Pi = \{\pi_i\}$

$$\pi_i = P(q_1 = S_i), 1 \leq i \leq N$$

1차원 HMM 모델 확률밀도함수(pdf)의 가장 일반적인 표현은 식(1)과 같다.

$$b_i(O) = \sum_{k=1}^M c_{ik} N(O, \mu_{ik}, U_{ik}), 1 \leq i \leq N \quad (1)$$

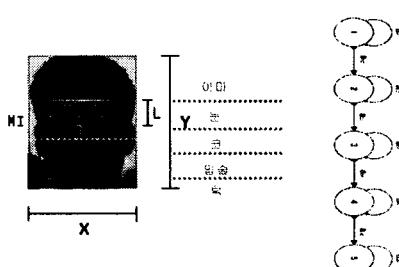


그림 1. 1D-HMM 얼굴모델

그림 1에서 보는 바와 같이 1D-HMM은 얼굴을 영상의 y-축 방향에 대하여 HMM 모델링을 하는 방법이다. 만약, 주어진 얼굴영상에 대하여 5개의 상태를 갖는 1D-HMM 모델을 가정한다면, 각 상태는 이마, 눈, 코, 입술 그리고 마지막으로 턱으로 할당되게 될 것이다. 그림 1을 통해서 얼굴모델의 state 구조와 천이확률 매트릭스를 볼 수 있다.

2.2 Pseudo 2D-Hidden Markov Model

1차원 HMM에서 각각의 state가 다시 HMM이면 2차원 구조와 같은 모양의 HMM으로 확장할 수 있다.

이러한 Pseudo 2D-HMM은 super-state와 sub-state로 구성된다.

N_0 , super-state 수. $S_0 = \{S_{0i}\}, 1 \leq i \leq N_0$

A_0 , super-state 상태천이 확률 매트릭스. $A_0 = \{a_{0ij}\}$

Π_0 , super-state 초기 상태 분포. $\Pi_0 = \{\pi_{0i}\}$

sub-state의 파라미터는 다음과 같다.

N_1^K , K번째 state의 sub-state 수. $S_1^K = \{S_{1j}^K\}$

A_1^K , state 상태천이 확률 매트릭스. $A_1^K = \{a_{1jk}^k\}$

Π_1^K , state 초기 상태 분포. $\Pi_1^K = \{\pi_{1i}^k\}$

Pseudo 2D-HMM 모델 확률밀도함수(pdf)의 가장 일반적인 표현은 식(2)와 같다.

$$b_i^k(O_{\theta, t}) = \sum_{m=1}^M c_{im}^k N(O_{\theta, t}, \mu_{im}^k, U_{im}^k), 1 \leq i \leq N_1 \quad (2)$$

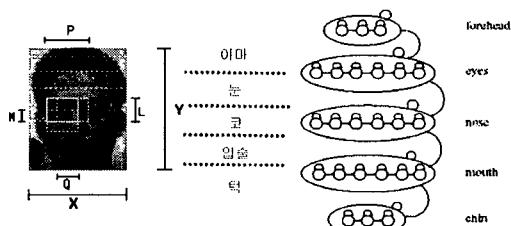


그림 2. Pseudo 2D-HMM 얼굴모델

그림 2는 Pseudo 2D-HMM의 구조를 보여주는 그림으로 y축 방향의 super-state는 x축 방향의 sub-state들의 합으로 이루어지게 된다. 단, 각 super-state의 최종 sub-state에서만 다음 단계의 super-state로 천이가 가능하다. 2D-HMM은 super-state와 sub-state에 대해서 위에서 아래로, 왼쪽에서 오른쪽으로 각각 1D-HMM을 적용한다. 그림 2는 5개의 super-state와 각 super-state에 5개, 3개의 sub-state를 갖는 1차원 HMM을 할당한 경우이다.

2.3 특징벡터 추출

특징벡터 추출은 픽셀값 대신에 2D-DCT 계수를 사용하였다. 2D-DCT계수를 사용함으로써 pixel 값들을 사용할 때보다 간단하며, 계산의 복잡성을 줄일 수 있는 장점이 있다.

원도우 사이즈는 폭 X와 높이 Y인 각각의 얼굴 영상을 중첩을 사용하여 정확성을 높였다. M만큼의 중첩을 사용함으로써 추출한 블록의 수는 관측벡터 수 O와 같으며 식 (3)과 같다.

$$O = \frac{Y-L}{L-M} + 1 \quad (3)$$

본 논문에서는 1D-HMM의 각 파라미터 값을 $Y=112$, $X=92$, $L=10$, $M=8$, $T=52$ 를 사용하였으며 2D-HMM에서는 $L=8$, $P=10$ 을 사용하였다. 2D-HMM에서 관측 시퀀스는 그림 2와 같이 $P*L$ 이미지의 왼쪽에서 오른쪽으로, 위에서 아랫방향으로 지그재그 캔을 통해 구할 수 있다. [6,7]

조명변화에 강인한 얼굴인식 시스템 구축을 위해서 조명변화함수인 $\delta(\text{delta})$ 을 0, 40, 60, 80으로 변화해가면서 새롭게 이미지를 구축하였다. 새롭게 보정된 이미지는 아래의 식(4)를 통해 구할 수 있다.

$$v(y, x) = w(y, x) + mx + \delta, m = \frac{-\delta}{92/2} \quad (4)$$

$v(y, x)$ 는 새롭게 보정된 이미지이며, $w(y, x)$ 는 이전 이미지를 나타내는 함수이다. [8]

3. 실험 및 결과

3.1 얼굴이미지 HMM 모델과 실험구성

본 논문에서 제안하는 얼굴인식 시스템은 테스트 얼굴 이미지로부터 관측벡터를 추출한 다음 HMM 모델의 관측 시퀀스 확률모델을 계산한다. 이후 가장 높은 Likelihood 확률을 갖는 모델을 선택한다. 학습화 모델생성은 Baum-Welch 알고리즘을 사용하였으며, 인식단계에서는 Forward 알고리즘을 사용하여 관측 확률이 최대인 것을 각 개인의 얼굴로 인식하게 된다. 마지막으로 테스트 데이터의 분석에는 Viterbi 알고리즘을 사용한다.

조명변화에 강인한 얼굴인식 시스템을 구축하기 위해서 특징벡터 추출 전에 조명변화함수 δ 을 0, 40, 60, 80으로 변화시켜 가면서 이미지 보정을 실험하였으며, 기존의 픽셀값 대신에 2D-DCT 계수를 관측벡터로 사용하였다.



그림 3. ORL 데이터 베이스

그림 3은 실험데이터로 사용한 ORL 데이터베이스로서 조명변화가 없는($\delta = 0$) Clean 이미지이다. ORL 데이터 베이스는 조명변화, 얼굴의 표정변화를 갖는 영상으로 구성되어 있으며, 40명의 사람에 대해 각각 10개의 얼굴 영상을 갖고 있다. 영상의 크기는 $92*112$ 픽셀이다. 각 사람의 얼굴 영상은 좌우로 회전하면서 다양한 얼굴 표정을 갖는다. 각 사람의 5개의 얼굴 영상은 학습 데이터로, 5개의 얼굴영상은 테스트 데이터로 사용하였다. 시스템의 성능을 평가하기 위해서 정량적 평가방법은 FAR(False Accept Rate)와 FRR(False Reject Rate)를 측정 비교하였다.

3.2 실험결과

1차원 HMM에 대한 인식실험을 위해 이웃한 블록의 중첩 M을 8로하고 state수를 3에서 7까지 Mixture 수를 3에서 6까지 변화시켜 가면서 실험하였다. 또한 2D-DCT 계수는 39, 25, 36, 49로 변화시켜 가면서 실험하였다. 또한 2D-HMM 인식 실험을 위해 중첩 M 을 8로 하고 super-state와 sub-state수를 3에서 6까지 Mixture 수를 1에서 6까지 변화시키면서 실험하였다. 그럼 4와 그림 5는 Pseudo 2D-HMM의 인식 실험 결과이다. 2D-DCT 계수는 6으로 하였다. 조명변화에 따른 인식성능을 평가하기 위해 조명변화 함수 δ 을 0, 40, 60, 80으로 변화시켜 가면서 실험하였다. 그림 4과 5는 조명변화에 따른 오인식률이다. 그림 6은 조명변화가 없는($\delta = 0$) Clean 이미지에 대해서 인식방법에 따른 결과를 비교한 것이다. 실험결과 2D-HMM의 경우 super-state가 4이고 sub-state가 4, mixture가 4인 경우에 FAR(False Accept Rate)가 5.08%로 나타났으며, 이는 1D-HMM 5.18%, PCA 10.16%보다 높은 성능을 보였으며, FRR(False Reject Rate)의 경우에도 super-state 4, sub-state 6, mixture 6에서 0.01%로 10.16%인 PCA보다 좋은 성능을 보였다. 이로서 조명변화에 대해서는 PCA보다 2D-HMM 얼굴인식 방법이 우수함을 알 수 있었다.

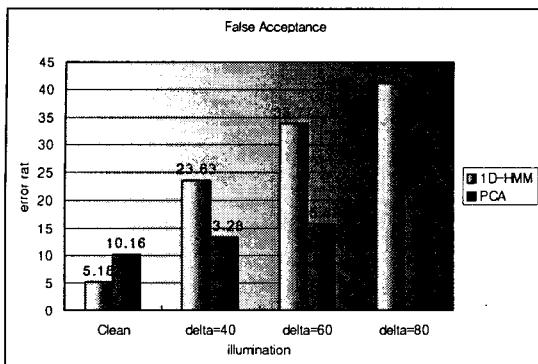


그림 4. 조명변화에 따른 FAR(False Accept Rate)

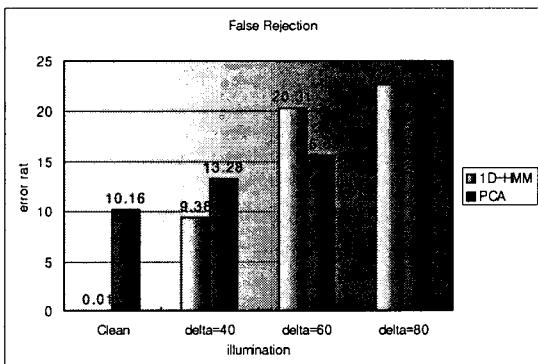


그림 5. 조명변화에 따른 FRR(False Reject Rate)

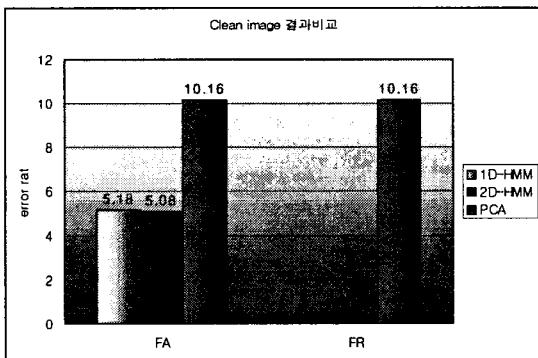


그림 6. 얼굴인식 방법에 따른 Clean image 결과비교

4. 결론

본 논문에서는 얼굴인식 분야에서 성능을 좌우할 수 있는 조명변화에도 강인한 얼굴인식 시스템에 대한 성능을 비교 평가해 보았다. 조명변화에 따른 성능을 평하기 위해서 조명변화 함수인 δ 을 0, 40, 60, 80으로 변화시켜 가면서 실험하였으며, 기존의 얼굴인식

방법인 PCA 및 1차 HMM과 인식실험 결과를 비교하였다. 데이터베이스는 ORL 얼굴이미지를 사용하여 실험하였다. 실험결과 2D-HMM의 경우 FAR(False Accept Rate)가 5.08%로 1D-HMM 5.18%, PCA 10.16%보다 높은 성능을 보였으며, FRR(False Reject Rate)의 경우에도 0.01%로 10.16%인 PCA보다 좋은 성능을 보였다. 이로서 조명변화에 대해서는 PCA보다 2D-HMM 얼굴인식 방법이 우수함을 알 수 있었다.

[참고문헌]

- [1] W. Zhao, R. Chellappa, A. Rosenfeld, and P.J. Phillips, "Face recognition: A literature survey," *CVL Technical Report, University of Maryland*, October 2000.
- [2] Steve Lawrence, C. Lee Giles, Ah Chung Tsoi, and Andrew D. Back, "Face Recognition: A Convolutional Neural Network Approach," *IEEE Transaction on Neural Network*, 8(1):98-113, 1997.
- [3] M. Turk and A. Pentland, "Face Recognition using Eigenfaces," *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 586-591, June 1991.
- [4] Laurenz Wiskott, Jean-Marc Fellous, Norbert Krüger, and Christoph von der Malsburg, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(7):775-779, July 1997.
- [5] P. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman, "Eigenfaces vs Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection", in *Proceedings of Fourth European Conference on Computer Vision, ECCV'96*, pages 45-56 April 1996.
- [6] F. Samaria, "Face Recognition Using Hidden Markov Models", *Ph.D. thesis, University of Cambridge*, 1994.
- [7] A. Nefian, "A Hidden Markov Model Based Approach for Face Detection and Recognition", *Ph.D. thesis, University of Georgia Institute of Technology*, August 1999.
- [8] C. Sanderson and K.K.Paliwal, "Polynomial Features for Robust Face Authentication", *Proc. Int. Conf. Image Processing, Rochester, New York*, 2002