

Pseudo 2D-HMM을 이용한 효율적인 얼굴인식에 관한 연구

이우주**, 임정훈*, 노경석*, 서희경*, 이배호*
전남대학교 컴퓨터정보통신공학과
e-mail : redncy@hotmail.com

A Study on Efficient Face Recognition using Pseudo 2D-HMM

Wu-Ju Lee**, Jeong-Hoon Lim*, Kyung-Seok Noh*
Hee-Kyung Seo*, Bae-Ho Lee*

Dept. of Computer Engineering, Chonnam National University

요 약

본 논문에서는 계산의 복잡성을 단순화하고, 얼굴영상에 대해 높은 얼굴 인식률을 얻기 위해 2D-HMM(Hidden Markov Model) 얼굴인식 방법을 제안하고 실험하였다. 계산의 복잡성을 줄이기 위해 기존의 픽셀값 대신에 2D-DCT계수를 관측벡터로 사용함으로써 관측벡터의 크기와 인식 시스템의 복잡성을 줄일 수 있었다. 얼굴인식 시스템의 성능을 평가하기 위하여 Yale, ORL의 얼굴 데이터베이스에 대하여 기존의 얼굴인식 방법으로서 널리 알려진 Eigenface 방법, LDA 방법과 본 논문에서 제안한 방법인 1D-HMM, 2D-HMM방법의 인식률을 비교 평가하였다. 실험결과 2D-HMM 방법의 인식률이 99.5%로 기존의 얼굴인식 방법들보다 우수한 성능을 나타냈다. 또한 일정 state수에 대해 mixture의 수가 증가 할수록 인식결과가 좋아짐을 알 수 있었다.

1. 서론

최근 얼굴인식 분야에 대한 관심이 증대하고, 특히 보안분야에 있어서 활발한 연구가 진행되고 있다. 얼굴인식기술은 다른 생체인식기술인 지문인식 등과 다르게 자신의 신체일부를 인식장치에 직접 접촉시키지 않아도 되고 생체정보의 획득방법에서 강제가 적어 다른 생체인식 기술이 사용자에게 줄 수 있는 거부감과 불편함이 존재하지 않는 이점이 있다. 컴퓨터를 이용하여 얼굴인식(Face Recognition)을 자동으로 처리하고자 하는 연구는 출입 통제 시스템이나, 기타 보안 시스템, 신용카드나 운전면허증, 여권과 같은 개인 인증 시스템(Personal Identification System) 등에 유용하게 활용될 수 있기에 활발하게 연구되고 있는 분야 중 하나이다.[1,2] 얼굴인식 방법에는 Eigenface 방법[3], 신경회로망 방법[2], Elastic Bunch Graph Matching 방법[4], Linear Discriminant Analysis(LDA) 방법[5], Support Vector Machine (SVM) 방법[6] 등이 사용되고 있다. 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model:

HMM) 방법은 음성인식이나, 문자인식, 제스처인식 등 다양한 분야에서 성공적으로 사용되고 있으며, 최근에는 얼굴인식분야에도 활발하게 적용되고 있다.

본 논문에서는 통계적 방법인 Pseudo 2D-HMM 방법을 사용하여 기존의 얼굴인식에 많이 사용되었던 Eigenface방법, LDA방법과의 비교, 분석을 통해 Pseudo 2D-HMM이 더 나은 인식결과를 얻을 수 있음을 보이고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2절에는 HMM의 이론적 설명과 구현하고자 하는 얼굴인식 시스템에 대해서 기술하고, 3절, 4절에서는 Pseudo 2D-HMM을 이용한 얼굴인식 시스템의 실험방법과 결과에 대해서 설명한다. 제안한 방법의 유용성을 살펴보기 위해 Eigenface방법, LDA방법을 사용한 얼굴인식과 비교 분석하였다.

2. 얼굴인식 시스템

2.1 은닉 마르코프 모델 (Hidden Markov Model)

은닉 마르코프 모델 (HMM: Hidden Markov

Model)은 관찰이 불가능한 미지(hidden)의 확률론적 과정(stochastic process)을 관찰이 가능한 기호(symbol)를 발생시키는 다른 확률론적 과정을 통하여 모형화(modeling)한다. 이러한 HMM은 다음과 같은 3가지 문제를 해결하는 것이다.

1. 관찰된 심벌의 시퀀스 $O = O_1 O_2 \dots O_T$ 와 모델 $\lambda = (A, B, \pi)$ 가 주어졌을 때 모델에 대한 심벌의 likelihood $P(O|\lambda)$ 를 구하는 문제
2. 위와 같이 O 와 λ 가 주어졌을 때 심벌의 시퀀스 O 에 부합하는 상태의 시퀀스 $Q = q_1 q_2 \dots q_T$ 를 선택하는 문제
3. $P(O|\lambda)$ 를 최대로 하는 모델 파라미터 $\lambda = (A, B, \pi)$ 를 구하는 문제

여기서 모델의 파라미터 A, B, π 에 대한 설명은 다음과 같다.

- $A = a_{ij}$, 이때 a_{ij} 는 상태 i 에서 상태 j 로 천이할 확률
 - $B = b_j(k)$, 이때 $b_j(k)$ 는 상태 i 에서 심벌 k 를 볼 확률
 - π_i 는 첫 번째 상태가 i 일 확률
- 또한 $b_j(k)$ 는 다음과 같이 정의된 상태 S 에 연관된 확률이며 식 (1)과 같다.

$$b_j(k) = \sum_{i=1}^L W_{ij} N(x, \mu_{ij}, \sum_{ii}) \quad (1)$$

$N(x, \mu_{ii}, \sum_{ii})$ 는 정규분포이고 μ_{ii} 는 i -번째 상태의 i -

번째 mixture의 평균이고 \sum_{ii} 은 공분산, W_{ij} 는 가중치이다. 각 mixture에서는 D-차원의 feature vector가 있고 모든 상태에서 L개의 mixture가 있다고 가정한다.

앞서 언급한 세가지 문제는 각각 forward 알고리즘, Viterbi 알고리즘, Baum-Welch 알고리즘으로 해결이 가능하며 다음과 같다.

- Forward 알고리즘: 모든 가능한 상태 시퀀스를 일일이 열거 후 모델 $\lambda = (A, B, \pi)$ 에 대해서 관찰되어진 관측열의 확률을 구하는데 사용된다. 관측열의 확률 $\alpha_i(i)$ 는 식 (2)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\alpha_i(i) = [\sum_{j=1}^N \alpha_{i-1}(j) a_{ij}] b_j(O_i) \quad (2)$$

- Viterbi 알고리즘: 관측열에 대하여 최대 확률을 가지는 적합한 모델을 선택한 후 관측열을 생성하는 모델의 최적 상태 순서를 결정하는데 사용된다. 시간 t 에서의 개별적인 최대 우호 상태 q_t 는 식 (3)과 같다. 이때 $\gamma_t(i)$ 는 사후확률 변수이다.

$$\begin{aligned} \gamma_t(i) &= P(q_t = i | O, \lambda) \\ q_t^* &= \arg \max_{1 \leq i \leq N} [\gamma_t(i)] \end{aligned} \quad (3)$$

- Baum-Welch 알고리즘 : 모델의 매개변수를 결정하는 문제에 사용되는 알고리즘으로 EM 알고리즘이라고 불린다. $P(O^{(k)}|\lambda)$ 를 간단히 P_k 로 표기하고 $O^{(k)}$ 를 k 번째 학습 데이터라고 하면 세 파라미터는 식 (4) (5) (6)에 의해 갱신된다.

$$\bar{\pi}_i = \frac{\sum_{k=1}^I \frac{1}{P_k} a_1^k(i) \beta_1^k(i)}{\sum_{k=1}^I \frac{1}{P_k} \sum_{i=1}^N a_1^k(i) \beta_1^k(i)} \quad (4)$$

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{i=1}^{T_k-1} a_i^k(i) a_{ij} b_j(O_{i+1}^{(k)}) \beta_{i+1}^k(i)}{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{i=1}^{T_k-1} a_i^k(i) \beta_i^k(i)} \quad (5)$$

$$\bar{b}_j(i) = \frac{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{i=1}^{T_k-1} a_i^k(i) \beta_i^k(i)}{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{i=1}^{T_k-1} a_i^k(i) \beta_i^k(i)} \quad (6)$$

2.2 Pseudo 2D-Hidden Markov Model

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 관측확률이 최대인 것을 각 개인의 얼굴로 인식하게 된다. 마지막으로 테스트 데이터의 분석에는 Viterbi 알고리즘을 사용한다. 다음의 그림 1은 제안하는 얼굴인식 시스템의 구성도이다.

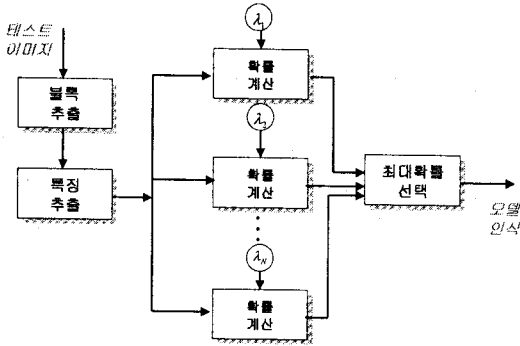


그림 1. 얼굴인식 시스템 구성도

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

윈도우 사이즈는 폭 X와 높이 Y인 각각의 얼굴영상을 중첩을 사용하여 정확성을 높였다. M만큼의 중첩을 사용함으로써 추출한 블록의 수는 관측벡터 수 O와 같으며 식 (7)과 같다.

$$O = \frac{Y-L}{L-M} + 1 \quad (7)$$

본 논문에서는 1D-HMM의 각 파라미터 값을 Y=112, X=92, L=10, M=8, T=52를 사용하였다.

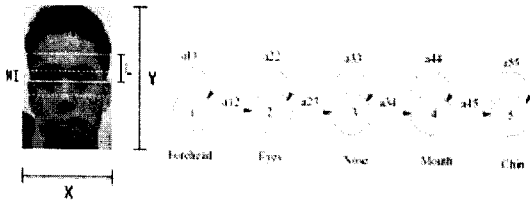


그림 2. 1D-HMM 얼굴모델

그림 2에서 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 할당 되게 될 것이다.

그림 3은 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.

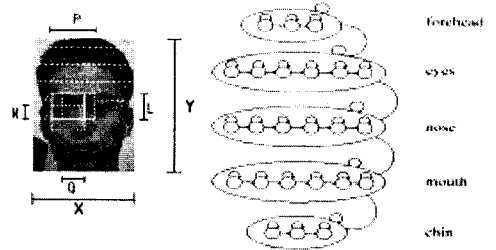


그림 3. 2D-HMM 얼굴모델

2D-HMM의 각 파라미터 값은 L=8, P=10을 사용하였다. 1차원 HMM에 대한 관측 시퀀스는 각 블록에 해당되는 모든 픽셀값으로 구성되어지므로 각 이미지 블록의 2D-DCT 계수로 구성하였다.[7,8]

3. 실험 결과

3.1 실험 데이터베이스

본 논문이 제안한 방법과 기존의 방법에 대한 성능 평가를 하기 위해서 Yale, ORL 얼굴 DB를 사용하였다.

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 얼굴 영상은 테스트 데이터로 사용하였다.

Yale 데이터 베이스는 10명의 사람에 대해 각각 10개의 얼굴 영상을 가지고 있으며 영상의 크기는 50*40 픽셀이다. 각 사람의 얼굴영상은 3개의 조명 변화의 영상군과 6개의 표정 변화의 영상군, 안경이나 선글라스 착용 유무에서 촬영한 오클루전 영상으로 구성된 총 10개의 영상을 갖는다.

3.2 비교분석

이러한 얼굴 영상에 대하여 기존의 Eigenface 방법, LDA 방법과 본 논문에서 제안한 방법인 1D-HMM, 2D-HMM방법의 인식률을 비교 평가하였다.

2D-HMM은 1D-HMM과 달리 super-state내에

sub-state를 두어 super-state와 sub-state, 그리고 mixture수를 변화해 가면서 실험해 보았다. 실험결과 super-state가 4일 때 각 sub-state에서 인식률이 높게 나왔다. 그림 4로부터 일정 state수에 대해 mixture의 수가 증가 할수록 인식결과가 좋아짐을 알 수 있다.

또한 기존의 Eigenface 방법, LDA 방법을 이용한 인식률보다 2D-HMM을 이용한 방법이 인식률에 있어서 우수함을 알 수 있었다. (그림 5)

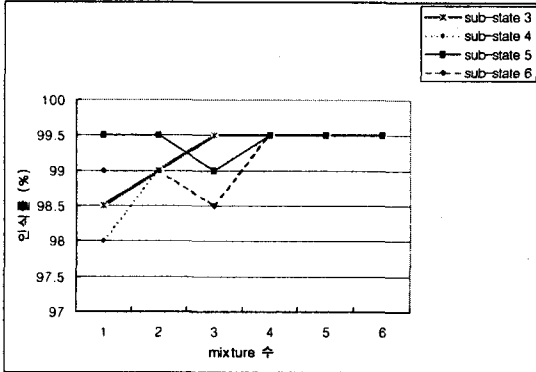


그림 4. Super-state 4, mixture수의 변화에 따른 인식률

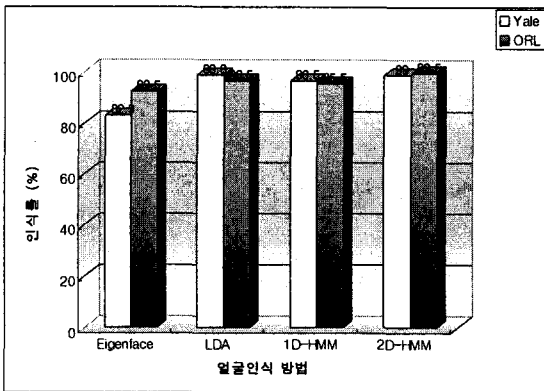


그림 5. 얼굴인식 방법에 따른 인식률

4. 결론

본 논문에서는 기존의 Eigenface 방법, LDA 방법과 본 논문에서 제안한 방법인 1D-HMM, 2D-HMM방법의 인식률을 비교 평가하였다.

제안한 방법은 얼굴의 특징벡터를 픽셀값 대신 2D-DCT계수를 사용함으로써 관측벡터의 크기와 계산의 복잡성을 줄일 수 있었다.

또한 인식률이 99.5%로 기존의 방법보다 인식이 우

수함을 보였다.

향후 실제 환경에서도 강인한 실시간 얼굴인식 시스템을 구축할 필요성이 있다.

참고문헌

- [1] Rama Chellappa, Charles L. Wilson, and Saad Ahmed Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces: A Survey," *Proceedings of IEEE*, 83(5):705-740, May 1995.
- [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] G. Guodong, S. Li, and C. Kapluk, "Face Recognition by Support Vector Machines," *Proc. IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pages 196-201, 2000.
- [7] F. Samaria, "Face Recognition Using Hidden Markov Models", *Ph.D. thesis, University of Cambridge*, 1994.
- [8] A. Nefian, "A Hidden Markov Model Based Approach for Face Detection and Recognition", *Ph.D. thesis, University of Georgia Institute of Technology*, August 1999.