

HMM을 이용한 치열 영상인식

김동주*, 윤준호*, 천병근*, 이현구**, 홍광석*

*성균관대학교 정보통신공학부

**서일대학교 정보통신과

Teeth Image Recognition Using Hidden Markov Model

Dong-Ju Kim, Jun-Ho Yoon, Byeong-Geun Cheon, Hyon-Gu Lee, Kwang-Seok Hong

*School of Information and Communication Engineering, Sungkyunkwan University

**Information and Communication Engineering, Seoil Junior College

요약

본 논문에서는 기존의 생체인식에서 사용하지 않았던 방법으로 개인의 치열 영상을 이용하는 생체 인식 방법을 제안한다. 제안한 치열 인식 시스템은 데이터의 중복성 제거와 관측벡터의 차원 감소를 위하여 2D-DCT를 특정 파라미터로 사용하고, 음성인식 및 얼굴인식 분야에서 사용하는 EHMM 기술을 사용한다. EHMM은 3개의 super-state로 구성되며 각각의 super-state는 3개, 5개, 3개의 상태를 갖는 1D-HMM으로 구성된다. 치열인증 시스템의 성능 평가는 모델 훈련에 사용하지 않은 치열 영상으로 인식 실험하여 평가한다. 치열인식 실험에는 남자 10명과 여자 10명에 대하여 각각 10개의 이미지로 구성된 총 200개의 치열 영상을 사용한다. 치열인식 실험에서 제안한 치열인식 시스템의 인식률은 98.5%를 보였고, 참고문헌 [4]의 EHMM을 사용한 얼굴인식 시스템이 갖는 98%와 대등한 성능을 나타내는 것을 확인하였다.

I. 서 론

생체인식 기술은 개인의 고유한 특징을 찾아 이를 자동화된 수단으로 등록하여 제시한 정보와 비교 및 판단하여 신원을 확인하는 방법이다. 생체인식 기술의 대표적인 예로 얼굴, 홍채, 망막, 지문, 정맥, 음성, 서명을 이용한 방법 등이 있으며, 개인의 고유한 특징을 이용하기 때문에 모조나 도용이 어렵다는 장점이 있다. [1]

본 논문에서는 개인의 고유한 특징으로 치열 영상을 이용하는 인식 방법을 제안한다. 치열인식 방법은 영상의 패턴 처리기술이라는 관점에서 기존의 얼굴인식 기술과 유사한 점이 많다. 얼굴인식 기법은 특징 파라미터로 PCA(Principal Component Analysis), LDA(Linear Discriminant Analysis), ICA(Independent Component Analysis), 2D-DCT(Two Dimension - Discrete Cosine Transform)를 사용하고 인식을 위한 패턴 매칭 기술로 신경회로망, 퍼지, HMM(Hidden Markov Model), SVM(Support vector machines) 등의 기술을 사용한다. 본 논문에서는 얼굴인식에 사용되고 있는 인식 기법을 치열 인식에 적용하여, 특징 파라미터로 2D-DCT를 사용

하고 패턴 매칭 기술로 EHMM (Embedded Hidden Markov Model)을 사용하여 인식 시스템을 구성한다. [2][3]

본 논문에서는 구현된 치열 인식 시스템의 구성에 대하여 기술하며, 치열 인식 실험으로 성능을 평가한다.

II. 치열 영상

음성인식 분야에서 입술의 모양을 멀티모달로 적용하는 점에 차안하여 본 논문에서는 치열을 이용한 화자 인식 방법을 고안한다. 치열을 가장 잘 표현하는 영상은 표 1로부터 유추할 수 있다. 표 1은 5명에 대한 “아”, “애”, “이”, “오”, “우”를 각각 발성하였을 때 입술영상을 보여 준다. 발성음에 따른 입술영상을 비교하면 치열 인식을 위한 적절한 영상은 “이”에 대한 영상임을 알 수 있다. 이는 “이”에 대한 영상이 다른 음들보다 치열을 가장 많이 포함하고 있기 때문이다. “이”와 관련한 영상을 비교해 보면 치열의 포함정도나 전체적인 모양이 화자마다 다르다는 것을 확인할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 “이”에 대한 발성 화자의 영상을 치열인식을 위하여 사용한다..

표 3 발성음에 따른 입술 영상

발성음 화자 \diagdown	아	에	이	오	우
화자 1	[Image]	[Image]	[Image]	[Image]	[Image]
화자 2	[Image]	[Image]	[Image]	[Image]	[Image]
화자 3	[Image]	[Image]	[Image]	[Image]	[Image]
화자 4	[Image]	[Image]	[Image]	[Image]	[Image]
화자 5	[Image]	[Image]	[Image]	[Image]	[Image]

III. 치열 인식 시스템의 구성

HMM은 음성인식 분야에 성공적으로 적용되어 사용되고 있는 기술이며, 얼굴인식 분야에서도 최근 사용되고 있다. 얼굴인식과 같은 영상처리에 적합한 HMM을 위하여 1D-HMM(One Dimension Hidden Markov Model), EHMM(Estimated Hidden Markov Model), 2D-HMM(Two Dimension Hidden Markov Model) 등에 대한 연구가 활발하다. 본 논문에서는 치열 인식을 위하여 EHMM을 사용한다.

3.1 치열 인식을 위한 HMM

HMM은 신호의 통계적인 특징을 표현하기 위해 사용하는 통계적인 모델링 방법이다. HMM은 은닉된 유한개의 상태를 갖는 마코프 체인과 각 상태에 대한 천이확률과 출력확률로 구성된다. 일반적으로 사용되는 HMM의 구성요소는 다음과 같다.

- N : 모델에서 상태 개수. S 는 상태집합
 $S = \{S_1, S_2, S_3, \dots, S_N\}$
- M : 관측 심볼의 수. V 는 관측심볼의 집합
 $V = \{V_1, V_2, V_3, \dots, V_M\}$
- A : 상태천이 확률 매트릭스. $A = \{a_{ij}\}$
 단, $a_{ij} = P(q_t = S_j | q_{t-1} = S_i), 1 \leq i, j \leq N$
 (1)
- 제한조건은 $0 \leq a_{ij} \leq 1, \sum_{j=1}^N a_{ij} = 1, 1 \leq i \leq N$
- B : 관측 확률 매트릭스, $B = \{b_j(k)\}$
 단, $b_j(k) = P(O_t = v_k | q_t = S_j)$
 (2)
 $1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M$ 이며,

O_t 는 t 시간에서 관측 심볼

- Π : 초기상태 분포. $\Pi = \{\pi_i\}$

$$\text{단, } \pi_i = P(q_1 = S_i), 1 \leq i \leq N \quad (3)$$

치열 인증을 위한 HMM은 그림 1과 같이 1D-HMM으로 구성할 수 있다. 그러나 얼굴인식과 같은 시스템에서는 1D-HMM 보다는 EHMM이 더 좋은 인식률을 갖는 것으로 알려져 있다. 따라서 치열인식을 위한 HMM 모델의 상태 구성을 그림 2와 같은 EHMM 방식으로 구성한다.

EHMM은 각 상태가 하나의 1D-HMM으로 구성되는 형태로 볼 수 있다. 즉, EHMM은 그림 2와 같이 상위의 super-state와 각 super-state내에 1D-HMM을 포함하는 구조를 갖는다. 그림 2는 super-state의 개수가 3개이며, 각각의 Super-state는 3개, 5개, 3개의 상태수를 포함한 구조를 보여준다. 그림 3은 치열 영상에 대하여 EHMM 모델을 적용한 예이다. 치열의 윗부분, 중간부분, 아랫부분이 3개의 super-state로 구성되고, 각 super-state는 3, 5, 3개의 상태를 갖는 각각의 1D-HMM으로 구성된다.

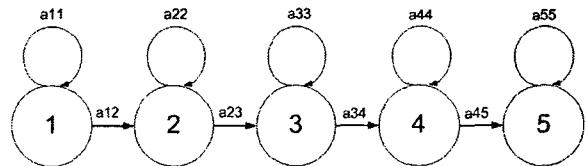


그림 1. 1D-HMM의 모델 구조

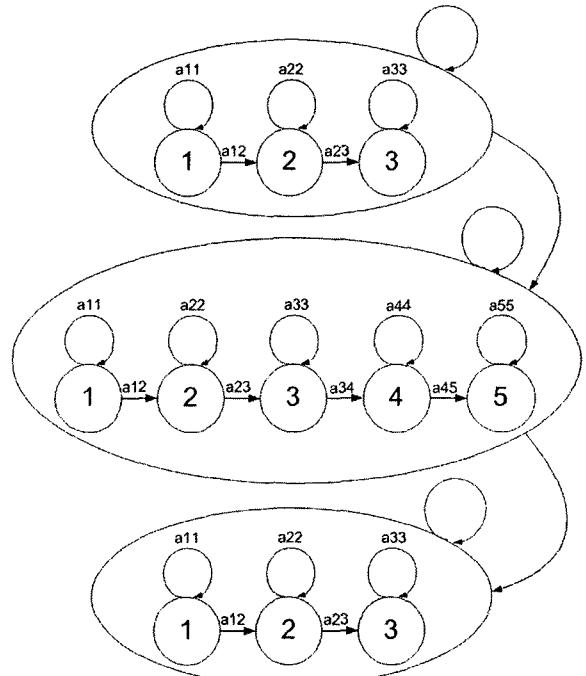


그림 2. EHMM의 모델 구조

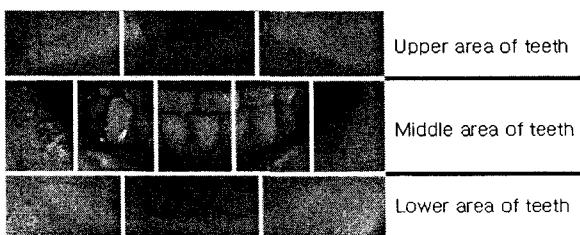


그림 3. 치열 영상에 대한 EHMM

3.2 특징벡터 추출

그림 4는 치열 영상의 특징벡터 추출을 위한 블록과 중첩의 크기를 보여주고 있다. 폭 W 와 높이 H 인 치열 영상은 특징벡터 추출을 위하여 $P \times L$ 크기의 블록으로 나누어진다. P 과 L 은 각각 영상의 폭과 높이의 원도우 블록 크기이다. 영상의 폭과 높이에 대한 중첩의 크기를 각각 Q 와 M 이라고 하면, 치열 영상으로부터 추출되는 블록의 수는 관측벡터의 수 T 와 같다.

$$T = \left(\frac{W-Q}{P-Q} \right) \times \left(\frac{H-M}{L-M} \right) \quad (4)$$

본 논문에는 치열 영상의 크기 W 와 H 를 300, 150으로 정규화하여 사용하였다. 블록 추출을 위한 P 와 L 은 12, 6으로 중첩의 크기 Q 와 M 은 각각 4, 2를 사용하여 시스템을 구성하였다.

블록내에 있는 모든 픽셀값을 관측벡터로 사용하는 방법은 다음과 같은 이유로 일반적으로 사용되지 않는다. 첫째, 픽셀값들은 영상 잡음, 영상의 회전, 조명의 변화에 매우 민감하므로 장인한 특징 파라미터로 사용될 수 없다. 둘째, 영상 데이터의 다차원의 관측벡터는 시스템의 훈련 및 인식시에 높은 연산량의 원인이 된다. 따라서 본 논문에서는 데이터의 중복성을 효율적으로 제거하여 저차원의 벡터를 갖도록 2D-DCT(Discrete Cosine Transform) 계수 9차의 값을 관측벡터로 사용하였다.

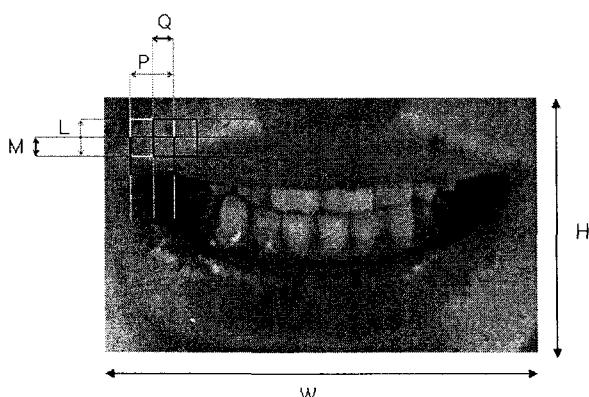


그림 4. 블록 추출

3.3 치열 모델의 훈련

데이터 베이스에서 개개인의 정보는 치열의 HMM 정보로 표현된다. 각 개인에 대한 20개의 다른 치열 이미지가 치열 HMM 모델을 훈련하는데 사용되었다. 그림 5는 치열 모델을 훈련하는 블록도를 보여준다. 훈련 이미지들은 블록 추출되고, 블록마다 9차의 2D-DCT 계수를 하나의 관측벡터로 사용한다. 모든 블록마다 추출된 관측벡터는 개인에 대한 HMM 모델을 훈련하는데 사용된다.

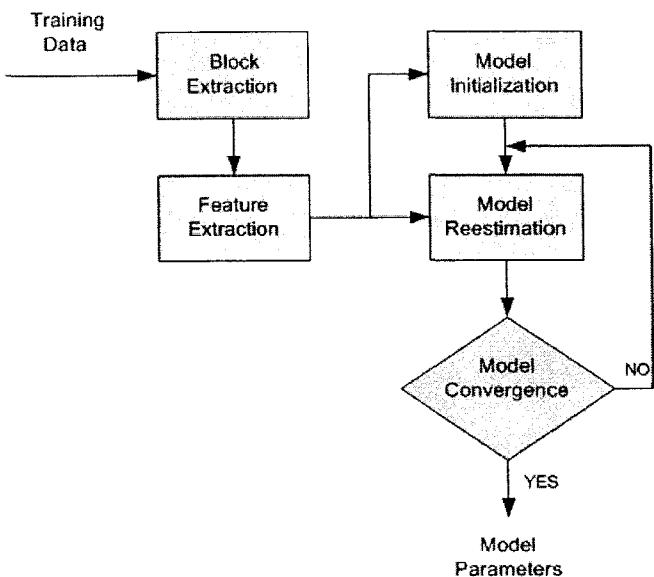


그림 5. 치열 모델 훈련 블록도

HMM 모델 훈련의 처음의 과정은 HMM 모델 $\lambda = (A, B, \pi)$ 를 초기화 하는 단계이다. 치열 HMM 모델은 그림 2와 같이 3개의 super-state와 각 super-state에 대하여 3, 5, 3개의 상태로 구성된다. 그러므로 훈련 데이터는 그림 3과 같이 위에서 아래로, 좌에서 우로 균일하게 분할된다. 균일하게 분할된 각 블록의 관측벡터를 이용하여 모델 λ 는 초기화된다.

초기화된 모델 파라미터들은 $P(O|\lambda)$ 를 최대화하는 E-M(Expectation Maximization) 알고리즘을 사용하여 재추정된다. 모델의 재추정은 연속된 반복점 (k and $k+1$)에서의 확률값의 차이가 임계값 C 보다 작을 때까지 계속된다.

$$|P(O|\lambda^{(k+1)}) - P(O|\lambda^{(k)})| < C \quad (5)$$

3.4 치열 모델의 인식

인식 단계에서는 Viterbi 알고리즘을 이용하여 주어진 치열 영상의 N 개의 HMM 모델들에서 관측확률이 최대인 것을 계산하여 인식한다. 즉, 테스트 치열 영상으로부

터 관측벡터를 추출한 후에 N명의 HMM 모델에 대한 확률값을 계산한다. 가장 높은 Likelihood 확률을 갖는 모델을 선택하고 이 모델과 관련된 개인을 인식하게 된다. 그림 6은 치열 인식의 블록도를 보여준다.

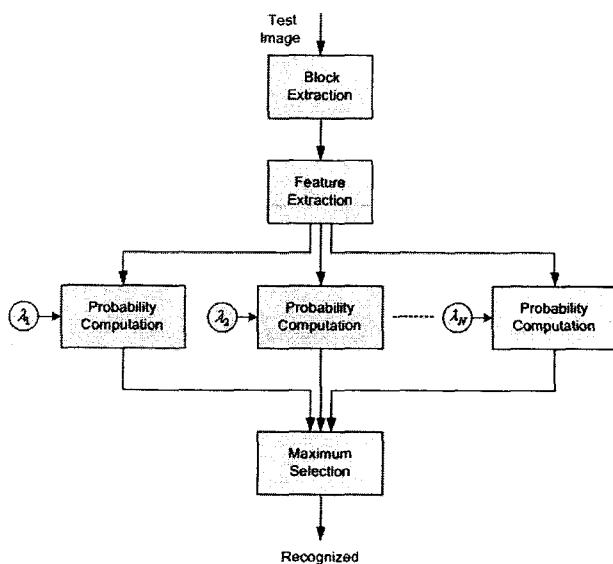


그림 6. 치열 인식 블록도

IV. 실험 결과

본 논문에서 제안한 치열인식 시스템의 성능 평가는 남자 10명과 여자 10명으로 구성된 20명에 대하여 각각 30개의 치열 영상으로 600개의 이미지를 사용하였다. 600개의 치열 영상 중에서 20명에 대한 400개의 이미지는 치열 모델을 훈련하는데 사용하고, 20명에 대한 200개의 이미지는 치열 인식 실험에 사용한다.

표 2. 치열인식 실험결과

남자	1	2	3	4	5
인식결과	9/10	10/10	10/10	10/10	10/10
남자	6	7	8	9	10
인식결과	10/10	10/10	9/10	10/10	10/10
여자	11	12	13	14	15
인식결과	10/10	10/10	9/10	10/10	10/10
여자	16	17	18	19	20
인식결과	10/10	10/10	10/10	10/10	10/10
평균 인식률	197/200 = 98.5%				

표 2는 제안한 치열인식 시스템의 인식률을 실험 결과이다. 실험 결과로부터 제안하는 인식 시스템의 인식률은 98.5%를 보였다. 참고논문 [4]는 EHMM을 특징 파라미터로 사용한 얼굴인식 시스템으로 400개의 테스트 이미지로 사용하여 평균 98%의 인식률을 갖는 것으로 나타나 있다. 이와 비교하여 본 논문의 치열인증 시스템은 참고논문 [4]의 얼굴 인식률과 대등한 성능을 보임을 확인하였다.

V. 결론

본 논문에서는 생체인식의 새로운 분야로 치열 영상의 이용에 대하여 제안한다. 제안하는 치열 인식 시스템은 2D-DCT 특징 파라미터와 EHMM 기법으로 구성되며 인식률 평가 실험에서 98.5%의 인식률을 보였다. 실험 결과로부터 제안하는 치열인식 시스템은 기존의 얼굴인식 시스템이 갖는 98%의 인식률과 대등한 성능을 보였다.

제안하는 치열인식 시스템은 얼굴인식이나 음성인식과 함께 멀티모달 생체인식 시스템에 적용되어 개인의 한 가지 특징만을 이용하는 생체인식 기술보다 우수한 성능과 신뢰도를 높일 수 있으리라 사료된다.

감사의 글

- 본 연구는 정보통신부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구(IITA-2005 -C1090-0501-0019)와 2006년도 두뇌한국21사업에 의하여 수행되었음.

참고 문헌

- [1] A.K Jain, Ruud Bolle and Sharath Pankanti, "Biometrics Personal Identification in Networked Society", Kluwer Academic Publishers, 1999
- [2] F.Samaria, "Face Recognition Using Hidden Markov Models", PhD thesis, University of Cambridge, 1994.
- [3] A. Nefian, "A Hidden Markov Model Based Approach for Face Detection and Recognition", PhD thesis, University of Georgia Institute of Technology, August 1999
- [4] A Nefian, "Maximum likelihood training of the embedded HMM for face detection and recognition", IEEE Image Processing Volume 1, 2000