

마코프 모델 기반 지문의 구조적 특징 분류

정혜욱*, 원종진**, 김문현***

Markov Models based Classification of Fingerprint Structural Features

Hye-Wuk Jung, Jong-Jin Won, Moon-Hyun Kim

Abstract

지문분류는 대규모 인증시스템에 사용되는 지문 데이터 베이스를 종류별로 인덱싱 하거나 인식 시스템에 다양하게 쓰이는 매우 중요한 방법이다. 지문은 일반적으로 융선의 전체모양 등 전역적인 특징을 기반으로 분류하며, 분류방법에는 규칙기반 접근, 구문론적 접근, 구조적 접근, 통계적 접근, 신경망 기반 접근 등이 있다.

본 논문에서는 지문의 구조적인 특징을 바탕으로 관찰되는 특징의 상태가 매순간 변화하는 확률론적 정보추출 방식인 마코프 모델을 적용한 지문분류 방법을 제안한다. 지문 이미지의 전처리 과정을 거친 후 각 클래스 분류를 위해 대표 융선을 찾아 방향정보를 추출하고 이를 이용하여 5가지 클래스로 분류될 수 있도록 설계하였다. 좋은품질(Good)과 나쁜품질(Poor)의 데이터를 포함한 훈련집합을 사용하여 각 클래스별로 학습된 마코프 모델은 임의의 지문이미지 분류시 높은 분류율을 보였다. 또한 기존의 구조적 접근방법에 비하여 다양한 품질의 지문이미지의 방향성 정보를 이용한 확률론적 방법이기 때문에 예외적인 지문이미지 분류시 잘 적용될 수 있다.

Key Words: Fingerprint classification, Markov models, Fingerprint recognition

* 성균관대학교 정보통신공학부 박사 과정

** 국가보안기술연구소

*** 성균관대학교 정보통신공학부 교수

1. 서론

지문은 사람이 가지고 있는 신뢰성 있는 생체정보 중 하나로 고유성과 불변의 특성을 지니고 있어 개인인증에 많이 적용되고 있다.[1] 지문분류는 지문의 형태를 결정하기 위한 작업으로 주로 자동 지문인식 시스템(Automatic Fingerprint Identification System, AFIS)의 성능 향상을 위해 방대한 양의 지문 데이터베이스를 Henry System에서의 5가지 클래스(Whorl(W), Arch(A), Tented arch(T), Left loop(L), Right loop(R))로 구분하여 분류하는 작업이다. 지문분류 방법은 크게 두 가지로 나뉜다. 하나는 특이점 기반의 지문분류 연구이고 다른 하나는 방향성 기반 지문분류에 관한 연구이다. 특이점 기반 지문 분류는 대표적으로 Poincare와 같은 특이점추출 알고리즘을 사용하는 방법이 있는데 지문영상의 품질에 많은 영향을 받기 때문에 분류의 정확도가 다른기법들에 비해 떨어진다.[4] 방향성 기반 지문분류는 지문 융선의 방향성으로부터 특징을 추출해 분류를 수행한다. 특징추출 방법으로는 지문영상에 가보필터와 같은 대역 여과기를 이용하여 영상품질을 높인 후 융선의 방향성 정보를 추출하는 방법으로 비교적 높은 분류정확도를 보이지만, 실행속도가 느리다.[1] 구조기반 특징 추출은 지문융선을 동일한 방향성을 갖는 영역들로 묶고 이들관계를 구조적으로 나타내는 방법으로 각 클래스를 대표하는 구조를 학습 또는 생성한 뒤 입력된 지문 방향성의 구조와 비교하여 분류를 수행한다. 하지만 동일한 클래스 내에서도 다양한 방향성 구조를 갖기 때문에 정확한 클래스 모델을 찾는 데 어려움이 있다.[7]

본 논문에서는 지문의 전체적인 형태정보

를 이용하여 5가지 클래스의 특징을 분류하기 위해 각 클래스의 대표 융선을 찾아 방향정보를 추출하여 확률론적 정보추출 방식인 마코프 모델(Markov Models)에 적용하였다. 좋은 품질(Good)과 나쁜품질(Poor)의 데이터를 포함한 훈련집합을 사용하여 각 클래스별로 학습된 마코프 모델은 지문이 어느정도 손상되거나 많은 잡음이 포함된 예외적인 경우에도 확률적 추론에 의해 분류가 가능하다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 일반적인 마코프 모델에 대해서 기술한다. 3장에서는 본 논문에서 제안한 지문분류를 위한 마코프 모델에 대해서 기술한다. 4장에서는 마코프 모델의 생성과정과 분류실험 결과를 기술하고, 5장에서는 결론 및 향후 방향을 제시한다.

2. 마코프 모델(Markov Models)

마코프 모델은 관찰되는 상태가 시간에 따라 매순간 변화하는 성질을 지닌다. 이때 관찰가능한 집합은 상태들의 집합이고 관측열은 순차적으로 주어지는 구성원소의 값이다. 즉 일종의 오토마타(Automata)로서 모델을 구성하고 있는 상태들간의 전이가 특정한 확률값을 통하여 이루어진다. 마코프 모델간의 상태전이 관계는 다음과 같은 과정을 통해 나타낼 수 있다.[3]

$$P(q(n+1)|q(n), q(n-1), q(n-2), \dots) = P(q(n+1)|q(n)) \quad (1)$$

식(1)은 마코프 모델의 상태전이 확률이 이전의 상태들과는 무관하고 현재의 상태가 어떤 상태인지가 다음상태가 될 확률값을 결정한다. 즉 단지 이전의 상태들은 다음상태의 발생확률에 영향을 주지 않는다는 것을 의미하고 이를 1차 마코프과정 이라 한다. 이러한 마코프 모델은 다음과 같은 초기(initial) 확률

값과 상태전이(state transition) 확률 행렬값을 갖는다. N 개의 상태가 주어졌을때 모델 내부의 상태 집합은 $Q=\{q_1, q_2, \dots, q_N\}$ 로 나타낸다고 가정하자. 이때,

- 모델의 상태시간을 t 라고 하면 $t=1$ 에서의 상태가 q_j 일 확률 $P(q_j \text{ at } t=1)$ 은 초기행렬 U_j 로 표현되고 $U=[U_1, U_2, \dots, U_N]^T$ 과 같이 나타낼 수 있다.[3]
- 상태들간의 전이 확률을 나타내는 상태전이 행렬 S_{ij} 는 $P(q_j \text{ at } t+1 | q_i \text{ at } t)$ 로 표현되고 상태전이 행렬 S 는 식(2)과 같이 구성된다.

$$S = \begin{pmatrix} s_{11} & s_{12} & \dots & s_{1N} \\ s_{21} & s_{22} & \dots & s_{2N} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ s_{N1} & s_{N2} & \dots & s_{NN} \end{pmatrix} \quad (2)$$

이때 초기행렬 U 와 상태전이 행렬 S 는 식(3)과 같은 제약 조건을 가진다.[3]

$$\sum_{i=1}^N U_i = 1, \quad \sum_{k=1}^N S_{ik} = 1 \quad (3)$$

이러한 마코프 모델은 클래스 i 의 모델을 M_i 라 했을때 식(4)과 같이 두가지 요소로 정의 할 수 있다.[3]

$$M_i = (U_i, S_i) \quad (4)$$

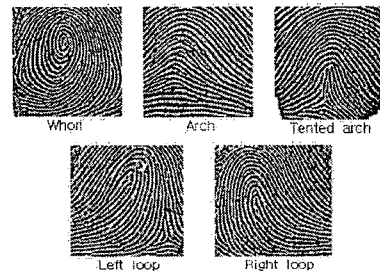
이때 분류하고자 하는 패턴 X 가 주어지면 $X=(X_1, X_2, \dots, X_T)$ 에 대해 $P(X | M)$ 을 최대로 하는 모델로 입력패턴의 클래스를 결정 한다.

3. 지문분류를 위한 마코프 모델

지문분류에 마코프 모델을 적용하기 위해서 각 클래스별 모델에 사용하려는 지문이미지의 특징추출 과정과 추출된 특징을 마코프 모델에 적용하기 위한 특징열의 상태를 구성하는 작업이 필요하다.

3.1 지문분류

지문분류는 지문의 형상을 정해진 대표 형상 중 하나로 분류하는 것으로 지문용선의 전역적 특징량에 따라 지문의 전체 형상을 구분할 수 있다.[4,5]



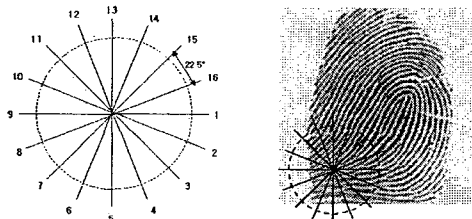
[그림1] 지문의 5가지 클래스(Henry System)

지문의 용선은 고유한 방향성을 가지고 주변의 용선과 조화를 이루거나 흐름이 급격히 변화하는 형태를 지니고 있어 용선 흐름의 구조 형태에 따라 5가지의 클래스로 분류 할 수 있다. 이러한 용선의 방향정보를 이용한 구조적 특징 분류 방법은 [그림1]와 같이 지문형태를 5개의 클래스로 나눈 Henry System의 분류 기준을 만족하는 분류 수행을 할 수 있다.

3.2 특징추출

지문이미지를 마코프 모델에 적용하기 위해

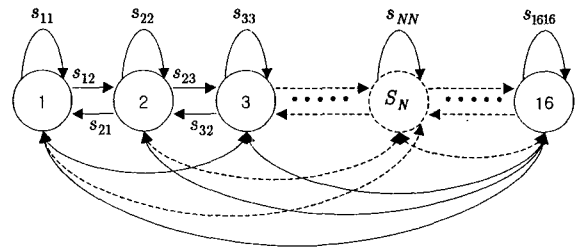
서는 입력된 지문이미지의 전처리 과정을 거친 후 방향성 계산을 하여 특징추출을 해야 한다. 전처리 과정은 256×256 크기의 지문이미지를 용선과 골의 두 상태로 변환하기 위해 영상을 일정한 크기의 블록으로 나누어서 그 블록마다 임계치를 정하는 이진화 작업을 수행한다. 다음단계로 이진화(binanzation)된 지문이미지 영상에서 용선을 1픽셀(pixel) 두께의 용선으로 변환하는 세선화(thinning) 작업을 한다. 세선화된 지문이미지에서 방향성분 추출을 위해 각 클래스를 대표하는 메인용선을 찾아낸 후 0°~360°의 방향 성분을 22.5° 간격으로 나누어 [그림2]와 같이 총16개의 방향특징으로 정의한다. 정의된 특징을 기준으로 지문용선 화소에 대한 방향성분을 5×5 윈도우를 적용하여 계산한다. 이러한 과정을 통해 추출된 용선의 16개의 방향성분을 지문분류를 위한 마코프 모델의 특징 상태열로 사용하였다.



[그림2] 지문이미지의 특징 상태열

3.3 지문이미지 마코프 모델

지문이미지에서 추출한 16개의 방향정보 특징에서 각 클래스의 분류 확률을 보다 효과적으로 추론 할 수 있도록 마코프 모델의 상태를 16개로 정의하고 가능한 상태경로를 [그림3]과 같이 설계하였다.



[그림3] 마코프 모델의 16개 상태경로

설계한 마코프 모델은 시각 $t = 1$ 에서 주어진 특징열 각각의 상태를 두개이상의 다른 상태들로 할당하는 것이 가능하다. 또한 1~16까지의 상태경로는 지문이미지에서 추출된 특징열 각각의 상태에 중복되어 할당된 것을 보여준다. 이러한 지문이미지 마코프 모델은 다양한 형태로 기울어진 정도를 가지거나 다수의 잡음 형태를 띠는 지문용선에서 반복되는 방향정보 특징을 추론 함으로써 보다 효율적으로 지문분류를 수행 할 수 있도록 하였다.

4. 마코프 모델의 학습 및 인식 결과

지문분류를 위한 마코프 모델의 구현은 학습 단계와 인식 단계로 나누어 수행했다. 실험을 위하여 지문의 5가지 클래스로 구성되어 있는 FVC2002 지문 데이터베이스를 사용하였다. 학습 단계에서는 256×256 크기의 각 클래스별 10개씩 총 50개 지문이미지 데이터를 사용하여 전처리과정과 특징추출 과정을 거쳐 특징 벡터(observation vector)를 추출 한 후 5가지 클래스별 마코프 모델의 학습과정을 거쳐 초기값 벡터와 상태전이 행렬값을 산출하였다. 인식 단계에서는 256×256 크기의 각 클래스별 20개씩 총100개의 지문이미지 데이터를 사용하여 전처리과정과 특징추출 과정을 거친 후 클래스별 마코프 모델의 초기 벡터와 상태전

이 행렬을 이용하여 산출되는 확률 값 중 최대값을 출력하는 클래스로 분류하게 했다. 마코프 모델의 학습 및 인식과정은 [그림4]과 같다.

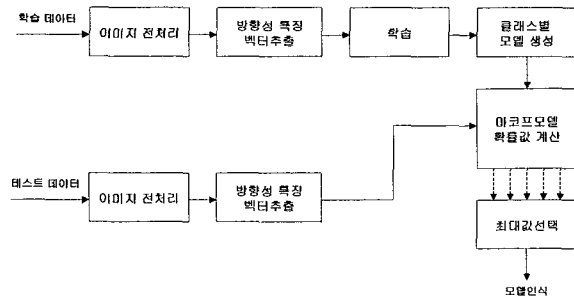
지문 클래스	지문품질	분류결과(%)					
		W	A	T	L	R	error
W (Whorl)	Good	98.5	0.0	0.0	0.0	0.0	1.5
	Poor	72.1	0.0	0.0	0.0	0.0	27.9
A (Arch)	Good	0.0	85.1	13.1	0.0	0.0	1.8
	Poor	0.0	62.7	12.5	0.0	0.0	24.8
T (Tented arch)	Good	0.0	12.5	79.9	0.0	0.0	7.6
	Poor	0.0	11.3	55.2	0.0	0.0	33.5
L (Left loop)	Good	0.0	0.0	0.0	97.7	0.0	2.3
	Poor	0.0	0.0	0.0	70.2	0.0	29.8
R (Right loop)	Good	0.0	0.0	0.0	0.0	95.1	4.9
	Poor	0.0	0.0	0.0	0.0	65.3	34.7

보였다. 각 클래스별 분류율은 L클래스의 경우 오른쪽 방향, R클래스의 경우 왼쪽방향, W클래스의 경우 타원형을 띠는 지문용선의 방향 특징이 뚜렷하기 때문에 평균 97.1%의 높은 분류율을 보였으나 A클래스와 T클래스의 경우 용선의 형태가 비슷하기 때문에 용선흐름의 경사도가 유사한 경우 실제 클래스와 혼동되는 분류결과를 나타냈다.

[표1] 제안한 마코프 모델의 지문분류 결과



[그림5] 품질별 지문이미지의 예



[그림4] 마코프 모델의 학습 및 인식 과정

[표1]은 구현한 마코프 모델에 5가지 클래스별 좋은품질(Good)과 나쁜품질(Poor)의 테스트 데이터 100개를 입력하여 실험한 결과이다. [그림5]는 품질별 지문이미지의 예 이다.각 클래스의 지문이미지 품질에 따른 분류결과는 좋은품질(Good)의 경우 91.26%의 정확성을 보였고, 나쁜품질(Poor)의 경우 65.1%로 좋은품질(Good)의 지문이미지에 비해 낮은 분류율을

5. 결론 및 향후 방향

본 논문에서는 확률론적 정보추출 방식인 마코프 모델을 이용한 지문의 구조적 특징 분류 방법을 제안했다. 지문용선의 다양한 방향성 특징을 이용해 구현한 각 클래스별 마코프 모델은 임의의 지문이미지 분류시 높은 분류율을 보였다. 또한 지문이미지에 잡음이 많거나 예외적으로 손상된 경우에도 확률적 추론으로 분류를 수행함을 확인하였다. 향후에는 보다 인식성능을 향상 시키기 위해 마코프 모델의 효율적인 변형에 대한 연구와 혼동되는 클래스를 정확히 분류하기 위해 이중의 구조적 특징을 적절히 결합하는 방법에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] A. K. Jain, Hong, and R. Bolle.,
"On-line fingerprint verification,"
*IEEE Transactions on Pattern Analysis
and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 4,
pp. 302-314, 1997.
- [2] M. Kawagoe and A. Tojo, "Fingerprint
Pattern Classifier,"*Pattern Recognition*, VOL.
17, NO. 3, pp. 295-303, 1984
- [3] 김문현, 『인공지능』, 생능출판사, pp. 299 -
324, 2001. 7. 10.
- [4] M. Kawagoe and A. Tojo, "Fingerprint
Pattern Classifier,"*Pattern Recognition*,
VOL. 17, NO. 3, pp. 295-303, 1984.
- [5] Dass, S. C, "Markov Random Field
Models for Direction Field and Singularity
Extraction in FingerprintImages," *IEEE
Transactions on Image Processing*, 13, 10,
pp. 1358-1367, 2004.
- [6] Cappelli, et al., "Fingerprint classification
by directional image partitioning," *IEEE
Trans. Pattern Analysis and Machine
Intelligence*, vol. 21, no. 5, pp. 402-421,
1999.
- [7] Yao, et al., "Combining flat and
structured representations for fingerprint
classification with recursive neural
networks and support vector machines,"
Pattern Recognition, vol. 36, no. 2, pp.
397-406, 2003.