

다양한 지문의 효과적 분류를 위한 적응적 특징추출방법

민준기^o 조성배
연세대학교 컴퓨터과학과
생체인식연구센터

loomlike@sclab.yonsei.ac.kr^o sbcho@cs.yonsei.ac.kr

An Adaptive Feature Extraction Method for Effective Classification of Various Fingerprints

Junki Min^o, Sung-Bae Cho
Department of Computer Science, Yonsei University
Biometrics Engineering Research Center

요 약

지문분류는 지문을 전역특징에 따라 미리 정의된 클래스로 분류하는 기술로, 대규모 지문식별시스템의 매칭시간을 감소시키는데 유용하다. 지문은 개인마다 고유하기 때문에 각 지문마다 전역특징이 다양하게 분포하여 기존의 특징추출방법으로는 분류에 한계가 있다. 본 논문에서는 이를 해결하기 위하여 적응적 특징추출방법을 제안하였다. 이는 용선 방향의 변화량을 계산하여 지문의 전역특징을 포함하는 특징영역을 탐색한 뒤, 특징영역의 블록 방향성 정보로부터 특징벡터를 추출한다. NIST4 지문 데이터에 대한 5클래스 분류실험 결과 제안하는 특징추출방법이 90.25%의 분류성능을 보여 기존 방법보다 효과적임을 확인하였다.

1. 서 론

지문분류는 지문식별 시 대상지문과 매칭 할 시스템에 저장된 지문의 수를 줄여주는 기술로, 자동지문식별시스템과 같은 대규모 지문검색 시스템에 유용하다. 지문분류는 특이점인 중심점과 삼각주의 위치와 개수에 따라 5가지 범주(Whorl, Right loop, Left loop, Arch, Tented arch)로 분류하는 Henry-system이 널리 이용된다[1]. 전역특징인 특이점은 용선의 흐름이 급격하게 변하는 곳에 위치하기 때문에 그림 1과 같이 지문마다 다른 영역에 걸쳐 분포한다. 하지만 기존연구의 특징추출방법들은 모든 지문에 대해 동일한 크기의 특징영역으로부터 특징벡터를 추출하기 때문에 이와 같은 다양한 지문을 정확하게 분류하기 어렵다. 본 논문에서는 이를 위해 용선 방향 변화량정보를 이용하여 특징영역을 각 지문에 적응적으로 선택하고 이를 8×8개의 블록으로 나눠 블록 방향성 값을 특징벡터로 추출하는 적응적 특징추출방법을 제안하였으며, NIST4 지문데이터를 이용한 실험을 통해 유용성을 검증하였다.

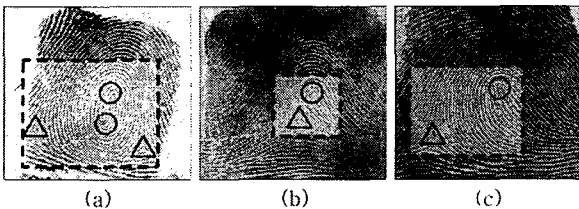


그림 1. 지문의 다양한 특징영역. 지문에 따라 (a)와 같이 영역 전체에 퍼져있기도 하고, (b)와 같이 모여 있기도 하다. 또한 (b)와 (c)처럼 동일한 클래스의 경우도 다양하게 분포한다.

2. 기존의 지문분류특징 추출방법

지문분류특징 추출방법은 크게 특이점기반 방법, 구조기반 방법, 주파수기반 방법으로 나뉜다[2]. 특이점기반 방법은 지문영상으로부터 중심점과 삼각주를 추출하고 전문가의 지식을 이용하여 규칙기반으로 분류를 수행한다. 구조기반 방법은 용선의 방향성필드를 이용하여 분류하는 방법으로, 지문영상을 용선 방향이 동일한 영역들로 나눠 영역간의 관계를 그래프로 표현하는 방법, 용선의 굵은 각이나 방향값을 추출하는 방법 등이 있다. 주파수기반 방법은 Fourier변환식이나 Gabor필터 등을 통해 변환한 지문영상으로부터 특징벡터를 추출하는 방법이다. 특이점기반 방법은 특이점에 의존적이기 때문에 특이점을 정확히 추출하는 것이 중요하며, 따라서 영상의 잡음에 취약하다. 구조기반 방법이나 주파수기반 방법은 지문의 다양성을 무시하고 모든 지문에 대해 동일한 정적특징영역으로부터 특징벡터를 추출하기 때문에 정확한 분류가 어렵다. 따라서 다양한 특징추출방법이 연구되고 있으며, 최근에는 여러 종류의 방법을 결합하여 사용하기도 한다.

3. 적응적 특징추출

제안하는 적응적 특징추출방법은 크게 특징영역 탐색 단계와 특징벡터 추출단계로 나뉠 수 있다.

특징영역 탐색을 위해 우선 영상 전처리 단계인 전경분리와 영상 정규화(Normalization)를 수행한 다음 용선의 방향성필드를 계산한다. 본 논문에서는 영상 정규화와 방향성필드 계산을 위해 [3]의 방법을 사용하였으며 각 블록의 크기는 16×16화소로 하였다. 지문의 전역특징은 방향 변화량이 많은 영역에 존재하기 때문에 방향

성필드로부터 방향 변화량을 구한다. 방향성필드의 (i, j) 번째 블록 값을 $\alpha(i, j)$ 라 하면, 방향 변화량 $E(i, j)$ 는 주위 $n \times n$ (5×5) 개의 블록 (배경블록은 계산에서 제외) 을 이용하여 다음과 같이 계산한다.

$$E(i, j) = \sum_{k=-n/2}^{n/2} \sum_{l=-n/2}^{n/2} \Delta_{i,j}(k, l) \quad (1)$$

$$\Delta_{i,j}(k, l) = \begin{cases} -\delta_{i,j}(k, l) & \text{if } \delta_{i,j}(k, l) < 0 \\ \pi - \delta_{i,j}(k, l) & \text{if } \delta_{i,j}(k, l) \geq \frac{\pi}{2} \\ \delta_{i,j}(k, l) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$\delta_{i,j}(k, l) = O(i, j) - O(i+k, j+l) \quad (3)$$

본 논문에서는 각 블록의 방향 변화량을 계산한 후 잡음을 제거하기 위해 5×5 Gaussian 필터를 이용하여 평활화(Smoothing)를 수행하였다. 방향 변화량이 구해지면 다음과 같이 특징영역을 선택한다.

- 1) 방향 변화량이 많은 블록을 선택하기 위한 임계값 (*threshold*) 을

$$threshold = \frac{\text{방향변화량의 최대값}}{c}$$
 으로 결정하고, 방향 변화량이 임계값보다 큰 블록을 선택한다. Arch클래스와 같이 방향성의 변화가 적어서 블록이 하나도 선택되지 않으면 임계값을

$$threshold = \frac{\text{해당지문의 방향변화량 최대값}}{c}$$
 으로 조정 한 후 방향 변화량이 임계값보다 큰 블록을 선택한다. '방향 변화량의 최대값' 과 'c' 는 상수로, 실험을 통해 각각 12와 2.2로 결정하였다.
- 2) 방향 변화량이 많은 블록들이 선택되면, 이를 모두 포함하면서 가장 작은 정사각형 모양의 영역을 특징영역으로 결정한다(단, 특징영역이 영상영역을 벗어날 경우에는 영상영역 안에 포함되도록 크기를 보정한다). 이때 결정된 특징영역이 너무 작으면 정확한 특징추출이 어렵기 때문에 특징영역을 최소 6×6 개의 블록 (96×96 화소)을 포함하도록 하였다.

그림 2는 특징영역의 탐색과정의 예를 보여준다.

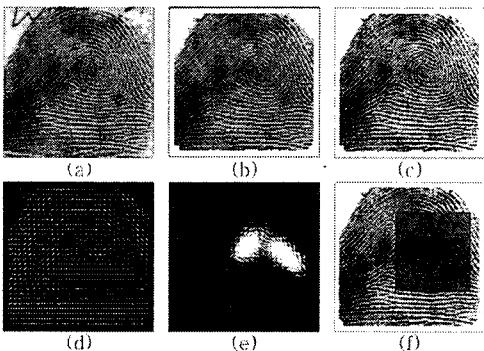


그림 2. 특징영역 탐색과정. (a) 원영상, (b) 전경 분리, (c) 영상 정규화, (d) 방향성필드, (e) 방향 변화량, (f) 특징영역 선택.

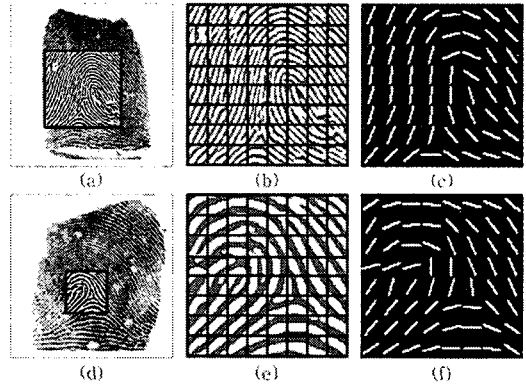


그림 3. 특징영역의 방향성필드. (a) 특징영역의 영상개선, (b) 8×8 개의 블록으로 나눈 특징영역, (c) 특징영역의 방향성필드. (d)-(f)는 다른 지문영상의 예.

NIST4 데이터의 지문영상은 품질이 좋지 않기 때문에 특징벡터를 추출하기에 앞서 영상개선을 수행한다. 영상개선은 계산량이 많지만, 제안하는 방법은 전체영역 대신 선택한 특징영역만 영상개선하기 때문에 효율적이다. 영상개선 알고리즘은 [3]의 방법을 이용하였다.

특징벡터는 특징영역의 블록 방향성필드로부터 추출한다. 특징영역을 8×8 개의 블록으로 나눈 뒤 블록의 방향성필드를 계산하는데, 영역의 크기가 각 지문에 따라 적응적으로 결정되기 때문에 이를 정해진 수 (8×8)의 블록으로 나누면 블록의 크기가 지문에 따라 달라진다. 이때 특징영역 영상 크기를 정규화 하면 특징블록의 방향성필드를 쉽게 계산할 수 있다(그림 3). 특징영역의 블록 방향성필드가 구해지면, 다음 식을 통해 4방향($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)과 차를 계산하여 256차원의 특징벡터 f_k ($k=1, \dots, 256$)를 추출한다. 식 (5)의 $\alpha(i, j)$ 는 특징영역의 (i, j) 번째 블록 방향성 값을 의미한다.

$$f_k = \begin{cases} -\delta_{i,j} & \text{if } \delta_{i,j} < 0 \\ \pi - \delta_{i,j} & \text{if } \delta_{i,j} \geq \frac{\pi}{2} \\ \delta_{i,j} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$\delta_{i,j} = \theta(i, j) - \gamma, \quad \gamma = \{0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}\} \quad (5)$$

4. 실험 및 결과

본 논문에서는 실험을 위해 각 클래스별로 400개의 지문이 512×480 해상도로 2회 등록되어 총 4000장의 지문영상으로 구성되어 있는 NIST4 데이터를 사용하였으며, 앞의 1000쌍은 학습데이터로, 나머지 1000쌍은 평가데이터로 사용하였다. 전체 데이터 중 350쌍 (17.5%)의 지문은 분류가 모호하여 두 개의 클래스로 교차참조 되어 있는데 실험에서는 이 데이터를 사용한 기존 연구와 마찬가지로 학습 시에는 첫 번째 클래스 레이블을, 평가는 두 가지 레이블을 모두 사용하였다[4]. 제안하는 적응적 방법과 기존의 정적 방법과의 비교를

위해 그림 4와 같이 모든 지문에 대해 고정된 크기 (128×128, 192×192, 256×256, 320×320화소)의 특징영역으로부터 정적 특징벡터를 추출하였으며, 적응적 특징벡터와 4가지 정적 특징벡터에 대해 각각 KNN, MLP, SVM을 이용하여 분류성능을 평가하였다. 각 특징벡터별 분류기의 파라미터는 여러 차례 실험을 통해 최적의 값을 선택하였으며 이진분류기인 SVM은 One-vs.-all(OVA), Pairwise(PW), Complete code(COM) 조합을 사용하였다.

그림 5는 각 특징벡터별 분류성능을 나타낸다. 실험결과 적응적 특징은 최대 90.25%(OVA SVM), 정적 특징은 최대 88.25%(192×192, PW SVM)의 분류율을 보였으며, 그 외의 분류기들에서도 적응적 특징이 정적 특징에 비해 높은 성능을 나타냈다. 정적 특징은 특징영역의 크기가 128×128과 같이 작으면 전역특징이 넓게 분포되어있는 지문을 오분류 하고, 특징영역의 크기가 320×320과 같이 크면 특징이 모여 있는 지문을 정확하게 분류하지 못하였다.

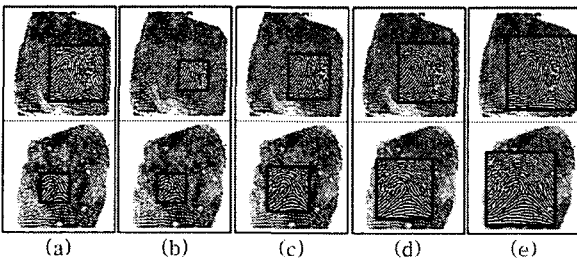


그림 4. 전역특징의 분포가 다른 두 지문(상, 하)에 대한 특징영역 선택 예. (a) 적응적 방법. (b) 128×128 정적 방법. (c) 192×192 정적 방법. (d) 256×256 정적 방법. (e) 320×320 정적 방법.

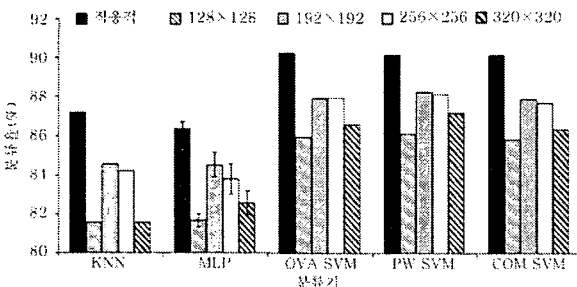


그림 5. 5가지 특징벡터의 분류기별 분류율(10회 실험의 평균과 표준편차. MLP외에는 편차가 0임).

표 1. 적응적 특징벡터의 분류결과 혼동행렬 (OVA SVM)

	W	R	L	A	T
W	366	19	9	2	2
R	3	346	4	15	28
L	4	1	368	9	15
A	2	0	1	411	29
T	1	6	5	40	314

표 2. NIST4 데이터를 사용한 기존의 연구들과의 비교

저자 및 년도	분류(거부)%	특징 / 분류방법
Jain 1999 [4]	90.0(1.8)	FingerCode / KNN+MLP
Yao 2003 [5]	90.0(1.8)	FingerCode+RNN / SVM
Zhang 2004 [6]	84.3(0.45)	특이점+의사용선 / 규칙기반
제안하는 방법	90.25(0)	적응적 특징 / SVM

표 1은 적응적 특징추출방법의 OVA SVM분류결과 혼동행렬을 나타내며, 표 2는 NIST4 데이터를 사용한 기존 연구의 분류성능을 보여준다. 표 2에서 제안하는 방법(적응적 특징)이 거부율 없이 90.25%의 분류율로 기존의 연구보다 좋은 성능을 보여 적응적 특징추출방법이 효과적임을 알 수 있다.

5. 결론

지문은 개인마다 고유하기 때문에 전역특징분포가 다양해서 정확한 클래스로 분류하기 어렵다. 본 논문은 다양한 지문영상을 효과적으로 분류하기 위하여 적응적 특징추출방법을 제안하였다. 이는 각 지문의 전역특징 분포를 방향 변화량으로 탐색하여 적응적으로 특징영역을 결정하기 때문에 모든 지문에 대해 동일한 크기의 정적 특징영역을 적용하는 기존의 방법들에 비해 특징을 정확히 추출할 수 있다. 본 논문에서는 NIST4 지문영상 데이터를 이용한 분류실험을 통해 제안하는 방법이 기존 방법보다 좋은 성능을 보임을 확인하였다. 적응적 특징추출방법의 변화량 기반 특징영역 탐색방법은 지문뿐 아니라 다양한 영상으로부터 관심영역을 추출하는데 응용될 수 있다.

감사의 글. 본 연구는 생체인식연구센터(BERC)를 통해 한국과학재단(KOSEF)에서 지원받았음.

참고문헌

- [1] E. R. Henry, *Classification and Uses of Finger Prints*, London: Routledge, 1900.
- [2] N. Yager and A. Amin, "Fingerprint classification: A review," *Pattern Analysis and Applications*, vol. 7, no. 1, pp. 77-93, 2004.
- [3] L. Hong, Y. Wan, and A.K. Jain, "Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 8, pp. 777-789, 1998.
- [4] A.K. Jain, S. Prabhakar, and L. Hong, "A multichannel approach to fingerprint classification," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 4, pp. 348-359, 1999.
- [5] Y. Yao, G.L. Marcialis, M. Pontil, P. Frasconi, and F. Roli, "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.
- [6] Q. Zhang and H. Yan, "Fingerprint classification based on extraction and analysis of singularities and pseudo ridges," *Pattern Recognition*, vol. 37, no. 11, pp. 2233-2243, 2004.