

지식기반 영상개선을 위한 지문영상의 품질분석

(Fingerprint Image Quality Analysis for Knowledge-based Image Enhancement)

윤은경[†] 조성배^{**}
(Eun-Kyung Yun) (Sung-Bae Cho)

요약 지문영상으로부터 특징점을 정확하게 추출하는 것은 효과적인 지문인식 시스템의 구축에 매우 중요하다. 하지만 지문영상의 품질에 따라 특징점 추출의 정확도가 달라지기 때문에 지문인식 시스템에서의 영상 전처리 과정은 시스템의 성능에 크게 영향을 미친다. 본 논문에서는 지문영상으로부터 명암값의 평균 및 분산, 블록 방향성 차, 방향성 변화도, 음선과 골의 두께 비율 등의 5가지 특징을 추출하고 계층적 클러스터링 알고리즘으로 클러스터링하여 영상의 품질 특성을 분석한 후, 습성(oily), 보통(neutral), 건조(dry)의 특성에 적합하게 영상을 개선하는 지식기반 전처리 방법을 제안한다. NIST DB 4와 인하대학교 데이터를 이용하여 실험한 결과, 클러스터링 기법이 영상의 특성을 제대로 구분함을 확인할 수 있었다. 또한 제안한 방법의 성능 평가를 위해 품질 지수와 블록 방향성 차이를 측정하여 일반적인 전처리 방법보다 지식기반 전처리 방법이 품질 지수와 블록 방향성 차이를 향상시킬 수 있었다.

키워드 : 생체인식, 지문인식, 지문영상 품질평가, 지식기반 전처리, 클러스터링

Abstract Accurate minutiae extraction from input fingerprint images is one of the critical modules in robust automatic fingerprint identification system. However, the performance of a minutiae extraction is heavily dependent on the quality of the input fingerprint images. If the preprocessing is performed according to the fingerprint image characteristics in the image enhancement step, the system performance will be more robust. In this paper, we propose a knowledge-based preprocessing method, which extracts 5 features (the mean and variance of gray values, block directional difference, orientation change level, and ridge-valley thickness ratio) from the fingerprint images and analyzes image quality with Ward's clustering algorithm, and enhances the images with respect to oily/neutral/dry characteristics. Experimental results using NIST DB 4 and Inha University DB show that clustering algorithm distinguishes the image quality characteristics well. In addition, the performance of the proposed method is assessed using quality index and block directional difference. The results indicate that the proposed method improves both the quality index and block directional difference.

Key words : Biometrics, Fingerprint identification, Fingerprint image quality, Knowledge-based preprocessing, Clustering

1. 서론

지문은 생체인식에서 가장 널리 사용되는 정보로, 현재 범죄 수사 및 접근 통제, 인터넷 인증 등에 실제로

적용되고 있다. 지문인식 시스템의 성능을 높이기 위해서는 입력 영상으로부터 매칭에 사용할 적절한 특징을 자동으로, 정확하게 찾아낼 필요가 있다. 특징추출 단계의 성능은 입력되는 영상의 품질에 따라 크게 좌우된다 [1]. 따라서 좋은 품질의 영상을 획득하는 것이 매우 중요하다. 하지만 외부 환경이나 사용자의 신체상태, 입력 장치의 종류 등이 영상 획득에 많은 영향을 미치기 때문에 [2], 시스템 내부에서의 영상 전처리 과정이 필요하다. 전처리 단계에서는 영상의 품질을 개선하는 데에 초

· 본 연구는 연세대학교 생체인식연구센터(BERC)를 통하여 한국과학재단(KOSEF)에 의해 지원받았음

† 비회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과, 생체인식연구센터
ekfree@sclab.yonsei.ac.kr

** 종신회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과 교수, 생체인식연구센터
sbcho@cs.yonsei.ac.kr

논문접수 : 2003년 8월 29일

심사완료 : 2004년 4월 6일

점을 맞추고 있는데 이를 위해서는 입력영상의 품질을 객관적으로 결정할 수 있어야 한다.

지문영상 품질평가에 대한 관련 연구로 Hong 등[3]은 융선과 골 패턴을 사인파로 모델링하여 영상을 개선한 후, 개선 정도를 평가하기 위해 품질평가를 수행하였다. 추출되는 상세점의 개수와 인식을 등을 이용하여 영상 개선 알고리즘의 성능을 평가하였다. 이 연구는 단순히 영상 개선 알고리즘의 성능을 보여주기 위해 품질평가 척도를 도입한 것이라 할 수 있다. Ratha 등[4]은 WSQ영상에 대한 품질평가를 시도하였는데 이는 일반적인 영상에는 적용할 수 없는 방법이다. Lim 등[5]은 품질평가를 하기 위한 특징을 크게 전역적 특징과 지역적 특징으로 구분하여 이용하였다. 이 외에도 Bolle 등[6]은 품질 척도로 방향성이 있는 지역과 방향성이 없는 지역의 비율을 이용하였으며, Shen 등[7]은 Gabor 필터를 블록 단위로 적용하여 융선과 골이 명확하게 구분되는 블록을 좋은 영역으로 평가하였다.

하지만 대부분의 연구들이 지문영상의 전체적인 품질만을 고려하였다. 이는 품질평가를 영상 개선 알고리즘의 성능 평가와 지문인식 시스템에서 입력 받은 매우 낮은 품질의 영상을 거부하는 기준으로만 이용하였기 때문이다. 일반적인 품질평가를 통해 영상 개선의 여지가 있는 데이터만 인식 시스템으로 전달되는데, 이 때에는 영상의 특성과 관계없이 획일적인 필터링이 진행된다. 이 단계에서 영상에 대한 세밀한 분석을 바탕으로 영상 특성에 맞는 필터링을 한다면 보다 효율적으로 영상을 개선할 수 있을 것이다.

본 논문에서는 품질평가 결과를 이용하여 영상의 품질을 적응적으로 개선할 수 있는 방법을 제안하고자 한다. 이는 영상의 특성에 따라 지문영상의 품질을 구분한 후 전처리하는 방법이다. 단순히 품질의 좋고 나쁨을 구분하는데 그치지 않고 구체적으로 습한지 건조한지의 특성을 구분함으로써 일률적인 전처리 모듈 적용 대신 지문영상의 특성에 따른 적응적인 전처리 모듈을 구현한다. 이와 같은 지식기반 접근 방식을 통해 보다 특화된 품질평가가 가능하여 영상의 품질 특성에 알맞은 전처리 모듈이 적용될 수 있을 것이다. 본 논문에서는 먼저 지문영상으로부터 품질분석을 위한 다양한 특징을 추출하여 영상들을 클러스터링하고 그 결과를 분석한다. 그 후에 각 특성에 적합한 전처리를 수행함으로써 보다 좋은 품질의 영상을 얻을 수 있음을 확인한다. 실험은 NIST DB 4와 인하대학교 신호 및 정보공학 연구실의 DB를 이용한다.

2. 관련 연구

지문인식은 지문에 포함된 개인의 고유한 정보를 이

용하여 본인과 타인을 구분하는 기술이다. 지문은 손가락의 표피가 융기되어 생긴 선(융선)에 의해 형성된 줄무늬로 땀구멍이 융기되어 만들어진 것을 말한다[8]. 이 지문은 피부 계층 중 표피 밑층인 진피 계층에서 만들어진 것으로 진피 부분이 손상되지 않으면 평생 변하지 않는 특성을 갖고 있다. 이러한 불변성에 기초하여 지문인식의 연구가 시작되었다. 그림 1에서 볼 수 있듯이, 지문영상은 지문에 나타나는 여러 가지 선의 흐름인 융선(ridge)과 그 사이에 계곡과 같이 파인 부분인 골(valley)로 구성되어 있다. 보통 지문영상에서 융선은 검은 선으로, 골은 흰 선으로 나타난다(그림 1).



(a) 습한 영상 (b) 보통 영상 (c) 건조한 영상
그림 1 지문영상의 예

지문인식 시스템은 영상획득, 특징추출, 매칭 등의 부분으로 구성되어 있으며 전체 시스템의 동작은 그림 2와 같다[9]. 먼저 입력 장치로부터 지문영상을 입력받는다. 입력시 외부 요인에 의해 영상의 품질이 결정되며 입력 받은 영상은 전처리 과정을 통해 품질을 개선하여 시스템의 성능을 향상시키고 특징을 추출하기 위한 준비 단계를 진행한다. 전처리를 거친 영상을 기반으로 매칭에 사용할 특징을 추출한다. 가장 많이 사용되는 특징은 Galton의 특징[10]으로 상세점(minutiae)이라 불린다. 여러 종류의 상세점이 정의될 수 있으나, 현재 널리 사용되는 것은 분기점과 끝점이다(그림 3). 영상의 품질이 아주 좋은 경우에는 특징 추출이 비교적 정확하겠지만, 대부분의 영상은 그렇지 못하기 때문에 의사 특징점을 제거하는 과정이 필요하다. 이렇게 추출한 특징을 이

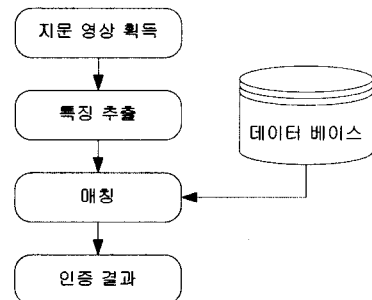


그림 2 일반적인 지문인식 시스템의 동작과정

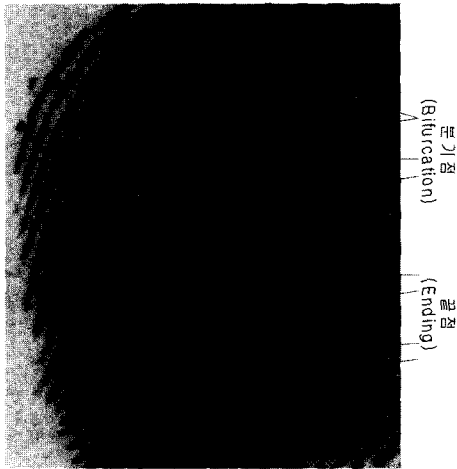


그림 3 지문의 대표적인 상세점

용하여 실제 매칭 모듈을 수행한다. 등록 단계에서 저장된 템플릿들과 현재 입력된 영상과의 유사도를 계산하여 매칭을 수행한다.

일반적으로 융선과 골의 구분이 얼마나 명확한지, 전체적으로 얼마나 잘 연결되어 있는지에 따라 영상의 품질이 결정된다. 이는 손가락의 습도나 센서 입력시의 압력 등 여러 요인의 영향을 받지만 주로 습도와 피부 조건의 영향을 받는다[2]. 건조한 피부는 융선과 스캐너의 센서 표면과의 접촉이 제대로 이루어지지 않는 경우가 많아서 영상에서 융선이 갈라지거나 중간중간에 흰 점들이 많이 발생한다. 반대로 습한 피부는 골이 습기로 차 있기 때문에 골이 융선과 유사하게 보이는 경우가 많다. 그림 1의 (a), (b), (c)는 각각 습한 영상, 보통 영상, 건조한 영상의 예를 보여준다.

- 습한 영상 : 융선과 골의 구분이 선명하지만 많은 영역에서 골의 일부분이 매워져 검게 뭉쳐져 보이거나 융선과 융선이 연결되는 영역을 많이 볼 수 있다. 골의 두께보다 융선의 두께가 훨씬 두꺼운 편이다.

- 보통 영상 : 보통 습성이나 건성의 특성이 특별히 드러나지 않는다. 특별한 전처리 과정이 필요없다고 할 수 있다.
- 건조한 영상 : 융선과 골의 명암 차이가 크지 않고 지문의 융선이 끊어지는 부분을 많이 볼 수 있다. 융선 위에 하얀 점들이 많이 존재한다.

본 논문에서는 지문영상의 습한 특성과 건조한 특성을 자동으로 구분하여 이에 따른 영상개선 작업을 수행한다. 일반적으로 영상의 특성을 구분하는 객관적인 기준이 없기 때문에 이를 자동으로 하고자 품질분석을 통해 구분이 가능한 규칙을 유도하여 영상을 개선한다. 그림 3에서 볼 수 있듯이, 일반적인 지문인식 시스템은 지문영상의 특성과 관계없이 획일적인 전처리를 함으로써 영상의 특성을 무시한 채 작동된다. 영상의 특성을 파악하여 그에 적합한 전처리를 수행한다면 보다 좋은 품질의 영상을 얻을 수 있을 것이다.

3. 지식기반 영상개선을 위한 지문영상의 품질 분석

그림 4는 본 논문에서 제안하는 지문 영상의 품질 분석 방법을 보여준다. 입력장치로부터 획득한 지문영상의 품질평가를 위해 다양한 특징을 추출한다. 일반적인 인식시스템에서 매칭을 위해 추출하는 특징과는 달리 지문영상의 특성분석을 위한 특징을 추출한다. 추출된 특징을 이용하여 클러스터링 알고리즘을 통해 유사한 특성을 가진 영상끼리 모을 수 있으며, 이 결과를 바탕으로 각 클러스터가 어떠한 특징 분포를 이루고 있는지 분석한다. 영상의 특성분석이 완료되면, 각 특성에 적합한 영상개선 모듈을 적용한다.

영상품질 특성에 적응적인 영상개선 모듈은 크게 두 가지로 구분할 수 있다. 본 논문에서 초점을 맞추고 있는 그룹은 습한 영상과 건조한 영상이다. 습한 영상의 경우 골이 가늘며 부분적으로 끊어진 부분이 존재하기 때문에 이러한 골을 확장하는 작업이 필요하다. 이와 반

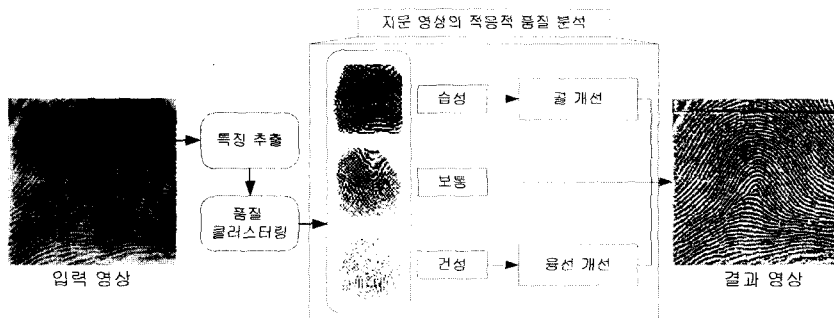


그림 4 지문 인식 시스템 개요

대로, 건조한 영상은 용선이 부분적으로 많이 끊어져 있기 때문에 용선 상에 존재하는 하얀 점들을 제거하는 용선개선 작업을 수행한다[11].

3.1 특징추출

본 논문에서는 표 1에서 보는 바와 같이 총 5개의 특징을 이용하여 영상의 특성을 파악한다. 영상에서 명암값의 평균(M) 및 분산(V), 용선 방향성의 연속성 정도(O), 용선과 골 두께 비율(R), 지문의 선명도를 나타내주는 블록 방향성 차이(B) 등을 추출한다.

영상의 평균과 분산은 명암값을 이용하여 아래와 같이 계산한다. 평균은 영상의 전체적인 명암의 높낮이 정보를 알려줄 수 있으며, 분산은 영상 전체 명암값의 균일성 정도를 파악할 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{평균} &= \frac{1}{NM} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} I(i, j) \\ \text{분산} &= \frac{1}{NM} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} (I(i, j) - \text{평균})^2 \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 입력영상은 $N \times M$ 크기이며 $I(i, j)$ 는 영상의 (i, j) 번째 픽셀의 명암값을 의미한다.

표 1 영상 품질분석에 사용할 특징

특징	정의	측정 의도
평균(M)	명암값의 평균	영상의 전체적인 명암도 측정
분산(V)	명암값의 분산	영상의 명암값의 고른 정도
블록 방향성 차이(B)	블록 당 방향성 차이의 평균	용선과 골의 선명도 차이
용선과 골 두께의 비율(R)	용선과 골 두께 비율의 평균	전체 영상에서의 용선과 골 두께의 변화도 측정
방향성 변화도(O)	블록에서의 방향성을 이용, 가로 세로 방향으로 방향성 차이의 합을 구함	방향성 변화의 합으로써 전체 용선의 연속성 정도를 측정

P ₅₁	P ₁₁		P ₃₁		P ₂₁	P ₁₁
P ₆₁	P ₅₂	P ₄₂	P ₃₂	P ₂₂	P ₁₂	P ₈₄
	P ₆₂				P ₈₃	
P ₇₁	P ₇₂		C		P ₇₃	P ₇₄
	P ₈₂				P ₆₃	
P ₈₁	P ₁₃	P ₂₃	P ₃₃	P ₄₃	P ₅₃	P ₆₄
P ₁₁	P ₂₁		P ₃₄		P ₄₄	P ₅₄

그림 5 9×9 마스크[10]

블록 방향성 차이는 영상을 동일한 크기의 블록으로 나눈 후, 다음과 같이 계산할 수 있다[10]. 그림 5의 마스크를 이용하여 블록의 중심 픽셀 C에 대해 slit 합 $S_i, i=1, \dots, 8$ 을 계산한다.

$$S_i = \sum_{j=1}^8 P_{ij}$$

블록 방향성 차이 = $Sum(S_{max} - S_{min})$ (2)

P_{ij} 는 방향 i 의 j 번째 픽셀의 명암 값을 말하며, S_{max} 와 S_{min} 은 각각 slit 합 of 최대값과 최소값을 의미한다. S_{max} 의 방향에는 골 픽셀이 놓여있으며, S_{min} 의 방향에는 용선 픽셀이 놓인다. 따라서 블록 방향성 차이가 클수록 용선과 골 간 구분이 뚜렷함을 의미하므로 해당 블록은 품질이 좋다고 할 수 있다.

용선과 골 두께의 비율 역시 블록 단위로 계산한다 [5]. 각 블록의 용선 방향의 수직인 방향에 놓여있는 픽셀의 명암값을 이용하여 계산할 수 있다. 각 블록에서 구해진 용선 두께와 골 두께를 이용하여 각 블록의 용선과 골 두께의 비율을 구한 후, 전체 영상에서 이 값의 평균을 얻는다.

방향성 변화도는 블록 방향성을 이용하여 방향성의 변화를 측정한 값이다. 방향성 정보는 다음과 같이 계산한다[12].

- 1) 지문영상을 $\omega \times \omega$ 크기의 블록으로 나눈다.
- 2) Sobel 연산자를 이용하여 각 픽셀의 기울기 $\partial_x(i, j)$ 와 $\partial_y(i, j)$ 를 계산한다.
- 3) 각 블록의 방향성을 다음과 같은 식을 이용하여 계산한다[13].

$$\begin{aligned} V_x(i, j) &= \sum_{u=i-\frac{\omega}{2}}^{i+\frac{\omega}{2}} \sum_{v=j-\frac{\omega}{2}}^{j+\frac{\omega}{2}} 2\partial_x(u, v)\partial_y(u, v) \\ V_y(i, j) &= \sum_{u=i-\frac{\omega}{2}}^{i+\frac{\omega}{2}} \sum_{v=j-\frac{\omega}{2}}^{j+\frac{\omega}{2}} (\partial_x^2(u, v)\partial_y^2(u, v)) \\ \theta(i, j) &= \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{V_y(i, j)}{V_x(i, j)} \right) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 $\theta(i, j)$ 는 (i, j) 번째 픽셀을 중심으로 하는 블록의 방향성과 수직인 값이다. 본 논문에서는 블록 크기를 모두 $\omega=16$ 으로 하였으며, 이렇게 추출된 특징 값들은 실험에 사용하기 위해 특징 별로 0에서 1사이의 값으로 정규화하였다.

3.2 클러스터링을 이용한 영상품질분석

앞서 언급했듯이, 지문영상은 크게 습성/보통/건성의 영상으로 구분할 수 있다. 본 논문에서는 지문영상을 특성에 따라 습성/보통/건성으로 분류하기 위해 지문영상이 가지고 있는 특징을 사용한다. 위에서 구한 5개의 특

정을 기반으로 지문영상들을 Ward의 클러스터링 알고리즘[14]으로 클러스터링한다.

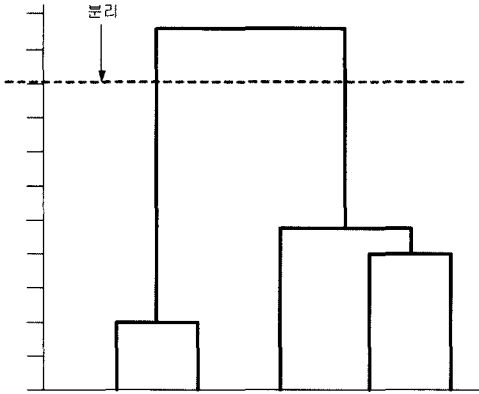


그림 6 계층적 클러스터링의 덴드로그램: 점선은 Mojena의 값[15]에 따른 분리 결과

Ward 알고리즘은 계층적 클러스터링의 한 방법으로 모든 데이터가 초기에는 독립적인 클러스터로 시작하여 가장 유사한 클러스터끼리 병합하는 방식으로 진행된다. 이 방법은 덴드로그램을 이용하여 클러스터의 계층적인 구조를 쉽게 시각화할 수 있어 널리 사용된다(그림 6). Ward 방법은 클러스터 내부의 제곱합을 기반으로 유사도를 계산한다. 모든 데이터가 하나의 클러스터가 될 때까지 클러스터링을 진행한다. 클러스터 l 에 속하는 k 개의 특징을 가진 d 번째 샘플을 $X_{ld} = (x_{ld}^1, x_{ld}^2, \dots, x_{ld}^k)$, n_l 은 클러스터 l 의 샘플 수라 하면, 클러스터 l 의 제곱합 S_l 는 아래와 같이 정의할 수 있다.

$$S_l = \sum_{i=1}^{n_l} \sum_{j=1}^k (x_{ld}^j - \bar{x}_l^j)^2 \tag{4}$$

여기서 $\bar{x}_l^j = \frac{1}{n_l} \sum_{i=1}^{n_l} x_{li}^j$ 으로 각 클러스터의 j 번째 특징의 평균을 의미한다.

클러스터 l 과 m 을 병합하기 위해서는 아래의 ΔS_{lm} 이 모든 클러스터 중에서 최소가 되어야 한다.

$$\Delta S_{lm} = \frac{n_l n_m}{n_l + n_m} \sum_{j=1}^k (\bar{x}_l^j - \bar{x}_m^j)^2 \tag{5}$$

이 때, 병합된 클러스터의 제곱합은 $S_{lm} = S_l + S_m + \Delta S_{lm}$ 과 같이 계산할 수 있다.

본 논문에서는 NIST DB 4를 이용하여 앞서 구한 5개의 특징을 가진 5차원의 데이터 2000개를 클러스터링한다. 또한 적절한 클러스터의 수를 결정하기 위해 아래와 같이 Mojena의 cut-off 값[15]을 사용한다.

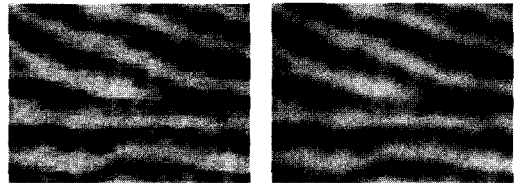
$$\text{Mojena's Value} = \bar{h} + \alpha s_h \tag{6}$$

여기서 \bar{h} 는 모든 클러스터의 덴드로그램 높이의 평균이며, s_h 는 높이의 표준 편차를 나타낸다. α 값은 상수값으로 Milligan과 Cooper[16]에 따르면 $\alpha=1.25$ 일 때 가장 클러스터링의 성능이 좋다고 한다. 본 논문에서도 $\alpha=1.25$ 로 하여 클러스터의 개수를 정하였다.

클러스터링 결과, 유사한 특징들을 가진 데이터들이 모이게 되며 각 클러스터의 특징 분포를 분석하여 최종적으로 지문영상의 특성을 파악한다. 본 논문에서 초점을 맞추고 있는 부분은 건조한 영상과 습한 영상들이 가지고 있는 특징 분포이다.

3.3 지식기반 영상개선

일반적으로 사용하는 영상 전처리 과정으로 영상평활화(smoothing)가 있다[10]. 이는 건조한 영상 처리시 용선 위에 있는 흰 점들을 제거하는 것은 가능하지만, 용선의 두께가 주위 용선보다 얇은 부분은 끊어질 수 있다. 마찬가지로 습한 영상은 골에 있는 검은 잡음들이 제거되면서 골의 두께가 매우 얇은 부분은 아예 사라져 버리는 문제가 있다. 그림 7에서 볼 수 있는 것처럼 (a)와 (c)는 각각 건조한 영상과 습한 영상이며 두 영상에 똑같이 평활화를 적용한 결과가 (b)와 (d)이다. 건조한 영상에 평활화를 적용한 경우, 용선 위에 있는 흰 점들은 사라지지만 매우 가는 용선의 경우 오히려 흐릿해서 윤곽이 불분명해진다.



(a) 건조한 영상 (b) (a)의 평활화 영상



(c) 습한 영상 (d) (c)의 평활화 영상

그림 7 평활화 필터링의 적용 결과

따라서 일률적인 필터링을 사용하는 것보다 영상의 특성을 구분하여 그에 적합한 전처리를 수행하면 좋을 것이다. 본 논문에서는 그림 8과 같이 각 영상의 특성에 맞는 전처리를 수행한다[11]. 즉, 건조한 영상에는 용선 개선을 하고 습한 영상에는 골개선 작업을 수행한다.

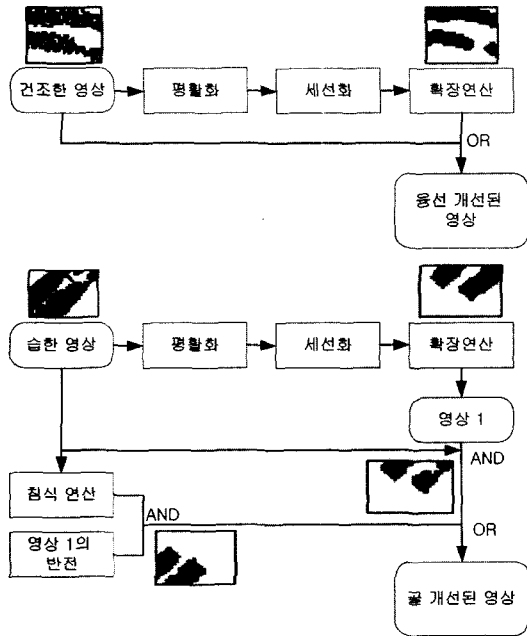


그림 8 영상특성에 따른 전처리

본 영상개선 작업은 원영상을 이진영상으로 변환하여 이진화된 영상을 기반으로 진행된다. 그레이 영상을 기반으로 하는 경우, 이진화 영상보다 정보를 손실할 가능성은 낮지만 처리 시간이 더 오래 걸리는 단점이 있다. 본 논문에서는 이진영상 기반의 모폴로지 기법의 조합을 이용하여 빠른 영상개선 작업을 진행한다. 각 영상 특성에 따른 전처리 작업은 다음과 같다.

- 1) 건조한 영상의 옹선개선 : 옹선의 골격을 추출하여 옹선 상에 존재하는 흰 점들을 제거함과 동시에 옹선의 구조 유지가 가능하다.
 - A. 원영상에 블러링 적용 - 잡음 제거를 위해 블러링을 적용한다.
 - B. 세션화 작업 수행 - 옹선의 골격을 추출한다.
 - C. 세션화 영상을 확장
 - D. 원영상과 C의 확장된 영상에 OR 연산을 수행 - 원영상의 검은 픽셀과 옹선의 중심 골격을 확장시킨 영상을 결합함으로써 옹선의 구조를 유지하면서 흰 점들만을 제거할 수 있다.
- 2) 습한 영상의 골개선: 골개선 작업은 옹선개선 작업보다 약간 복잡하다. 골이 특정 임계치보다 가는 부분을 탐지해내는 단계가 필요하기 때문이다. 세션화 과정에서 임계치보다 가는 옹선만을 추출함으로써 너무 붙어있는 옹선이 있는 부분은 세션화에서 제거한다.
 - A. 원영상에 블러링 적용 : 매우 가늘고 끊어진 골은 제거한다.
 - B. 세션화 작업 수행 : 옹선의 골격을 유지한다.
 - C. 세션화 영상을 확장 : 골이 매우 가는 부분을 제외한 나머지 부분의 옹선과 골의 구분이 명확한 영상을 얻을 수 있다.
 - D. 원영상과 C의 확장된 영상에 AND 연산 수행 : 원영상의 검은 픽셀과 C영상의 검은 부분을 합성함으로써 옹선 간격이 너무 좁지 않은 부분의 옹선 구조를 찾아낸다.
 - E. 원영상을 침식시킨 영상과 C영상의 역 영상에 AND 연산 수행
 - F. D영상과 E영상에 OR 연산 적용 : 두 영상의 검은 픽셀들을 결합함으로써 골개선된 영상을 얻을 수 있다.

4. 실험 및 결과

지문영상의 품질특성 분석을 위해 사용한 데이터는 NIST DB 4[17](DB1)와 인하대학교 신호 및 정보공학 연구실에서 수집한 지문영상[18](DB2)을 이용하였다. DB1은 8비트의 흑백 지문영상으로 512×512크기이다. 하나의 손가락에 대해 두 번의 영상을 2000쌍의 지문에 대해 얻었기 때문에 총 데이터 수는 4000개이다. DB2는 DB1과 마찬가지로 흑백 영상이며 크기는 248×292이다. DB2는 제안한 방법을 적용한 영상에서 상세점이 제대로 추출되는지를 확인하기 위해 사용하였다. 실험은 NIST DB의 절반인 2000개의 영상을 이용하여 클러스터링하여 얻은 규칙으로 남은 2000개 영상에 대해 지식 기반 전처리를 수행한다.

먼저 ward 알고리즘을 이용한 클러스터링 결과를 기반으로 지문영상의 특성을 분석해보았다. NIST DB 2000개의 영상으로부터 앞서 정의한 5개의 특징을 추출하면, 5차원의 값이 각 영상을 대표하게 된다. 5차원의 샘플들을 클러스터링 알고리즘을 이용하여 유사한 특징을 가진 샘플들끼리 모을 수 있으며, 그 결과는 그림 9와 같다. 상위 클러스터 30개를 덴드로그램에 나타내었고, Mojena의 규칙을 이용하여 결정한 클러스터의 수는 5이다. 그림 10에서 5개의 특징이 각 클러스터 내에서 어떻게 분포하고 있는지를 확인할 수 있다. 각 클러스터에 속하는 영상을 수작업으로 확인한 결과, 5개의 클러스터 중 4번 클러스터는 건성인 영상이 대부분이었으며, 5번 클러스터는 습성인 영상이 대부분이었다. 그리고 나머지 세 개의 클러스터는 보통의 영상들로 구성되어 있다.

그림 11은 클러스터링 결과를 규칙으로 분석한 것으로 총 23개의 규칙을 찾을 수 있었다. 여기서 확인할 수 있듯이 옹선 두께가 골 두께보다 큰 경우는 습성 클러스터에 속함을 알 수 있다. 건조한 영상의 경우, 옹선과 골 두께의 비율과 평균이 다른 클러스터와 차이가 남을

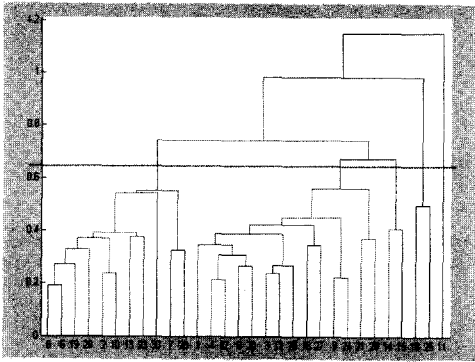


그림 9 ward 알고리즘을 이용한 지문영상 클러스터링 결과

알 수 있다. 또한 본 논문에서는 규칙에 사용된 특징의 빈도 수를 이용하여 지문영상 특성분석에 사용된 5개 특징의 사용빈도를 계산해보았다. 표 2에서 볼 수 있듯이, 용선과 골 두께 비율, 평균, 블록 방향성 차이, 방향성 변화도, 분산 순으로 중요도를 나타내었다. 용선과 골 두께 비율이 가장 중요한 특징으로 분석되었는데, 이는 일반적으로 사람의 눈으로 지문영상의 특성을 파악할 때 사용되는 기준과 동일한 특징이었다.

$$\text{특징의 사용빈도} = \frac{\text{해당 특징이 나타난 규칙의 수}}{\text{총 규칙의 수}} \quad (7)$$

(여기서 총 규칙의 수는 23)

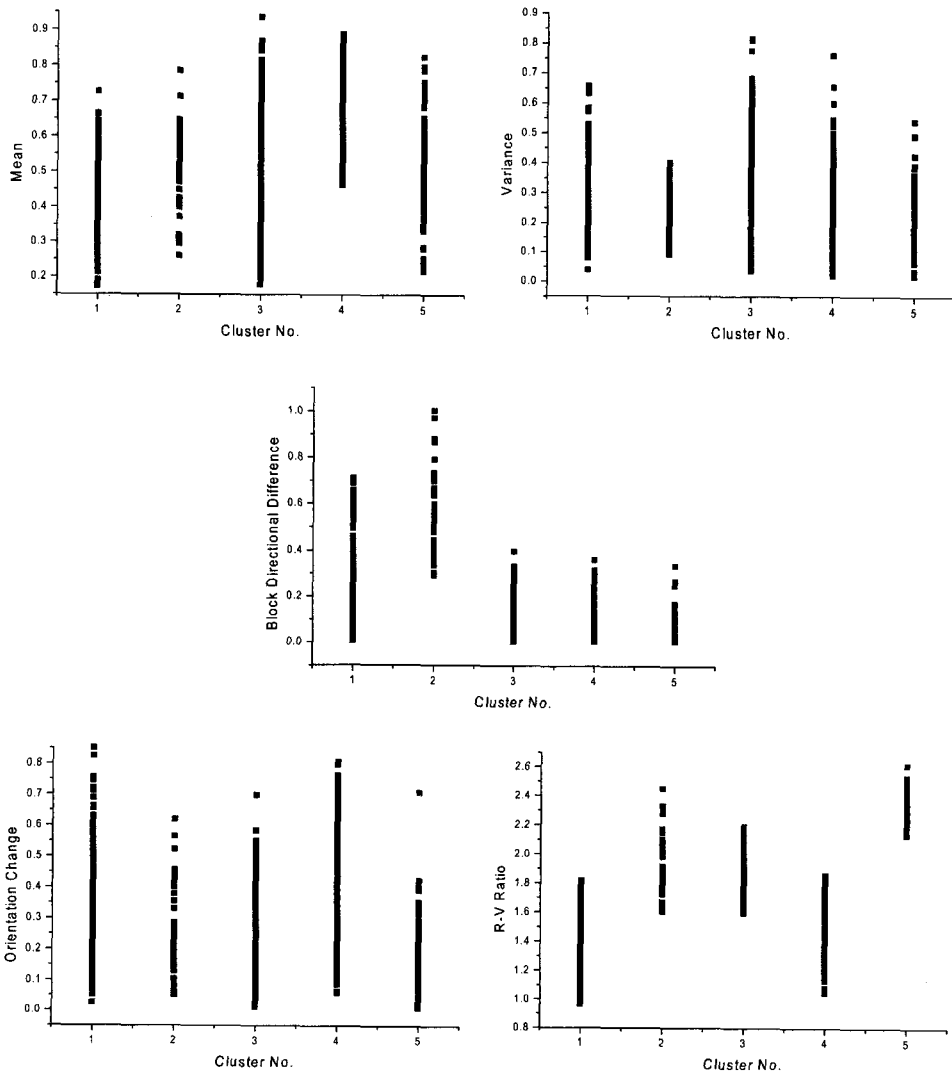


그림 10 각 클러스터의 특징 분포

```

IF ((B < 0.041) and (R >= 2.17))
  Then Oily Cluster
ELSE IF ((V < 0.24) and (2.14 <= R < 2.17) and (B < 0.29))
  Then Oily Cluster
ELSE IF ((V < 0.39) and (O >= 0.21) and (B < 0.33) and (R < 1.73))
  Then Dry Cluster
ELSE IF ((M >= 0.54) and (B < 0.12) and (V >= 0.39) and (O >= 0.21) and (R < 1.73))
  Then Dry Cluster
ELSE Neutral Cluster
    
```

그림 11 클러스터링을 통해 분석한 규칙

표 2 각 특징의 사용빈도

특징	사용빈도
평균(M)	0.67
분산(V)	0.20
블록 방향성 차이(B)	0.37
방향성 변화도(O)	0.36
융선과 골 두께 비율(R)	1.00

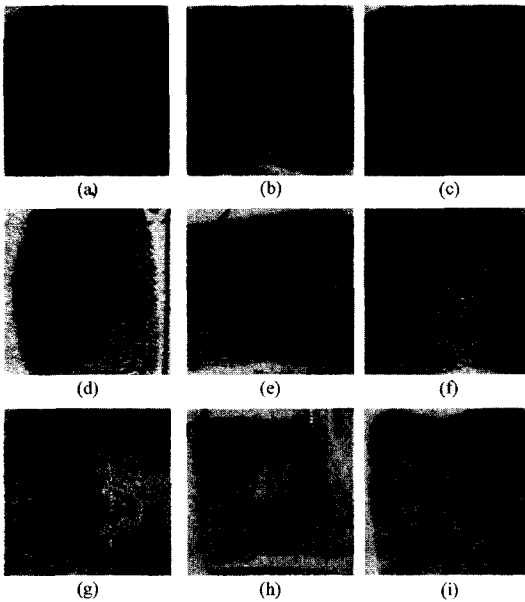


그림 12 클러스터링 결과의 예

그림 12는 각 클러스터를 대표하는 영상의 예를 보여 준다. (a)~(c)는 습한 영상의 클러스터, (d)~(f)는 보통 영상의 클러스터, (g)~(i)는 건조한 영상의 클러스터를 각각 보여준다. 이처럼 유사한 특성을 가진 영상끼리 동일한 클러스터로 모였음을 확인할 수 있다. 이러한 분석을 통해 얻어진 결과, 즉 생성된 규칙을 이용하여 습한 영상과 건조한 영상을 자동으로 구분하여 각 특성에 적합한 영상개선 작업을 적용하였다. 이렇게 자동으로 영

표 3 지식기반 필터링 적용 후 영상 개선도

	평균 품질		개선 정도 (C/A)
	일반적인 필터링 (C)	적용적 필터링 (A)	
습한 영상	146.9	380.9	2.59
건조한 영상	147.9	260.5	1.76

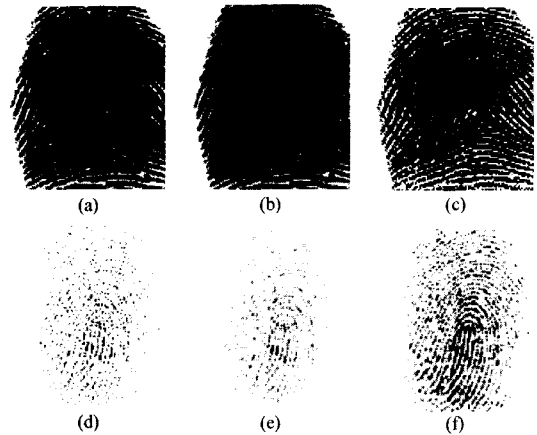


그림 13 지식기반 전처리 결과: (a)와 (d)는 각각 습한 영상과 건조한 영상(원영상), (b)와 (e)는 (a)와 (d)에 각각 일반적인 필터링을 적용한 결과, (c)와 (f)는 (a)와 (d)에 각각 적응적 필터링을 적용한 결과

상특성을 분석하여 개선한 영상의 품질이 좋다면, 클러스터링을 통해 영상특성을 제대로 구분할 수 있음을 확인할 수 있다. 영상개선 정도를 비교하기 위해 동일한 영상에 일반적으로 사용되는 필터링 기법인 평활화를 적용해보았다. 그림 13에서 볼 수 있듯이, 전통적인 필터링을 적용한 영상보다 습한 영상과 건조한 영상을 구분하여 각 특성에 적합하게 필터링한 영상이 눈으로 보기에 품질이 좋음을 확인할 수 있다.

이를 보다 정량적으로 평가하기 위해 두 가지 방법으로 품질을 측정해보았다. 먼저 위에서 사용한 특징 중, 영상의 블록 당 방향성차이를 평균한 값을 이용하여 품질의 고저를 판단해보았다[17]. 지문영상의 품질이 좋고 나쁨을 눈으로 평가할 때, 융선과 골이 선명히 잘 구분되는지 여부가 기준이 되기[5] 때문에 블록 당 방향성 차이가 클수록 좋은 영상이라 할 수 있다. 표 3에서 보듯이, 영상의 특성에 대한 정보 없이 획일적인 전처리 모듈을 적용했을 때에는 블록 방향성 차이 값이 146~147 정도인 반면, 지식기반 전처리 모듈을 적용한 경우, 그 값이 평균의 두 배 정도 증가했음을 확인할 수 있다. 따라서 지식기반 전처리를 통해 지문의 융선과 골이 선명히 구분되었다고 볼 수 있다.

두 번째로, 추출된 상세점을 이용하여 품질을 측정해 보았다. 궁극적으로 인식시스템은 올바른 상세점이 추출되어야 하므로 영상의 품질을 평가하는 데 있어 상세점을 기반으로 하는 평가가 보다 정확하다고 할 수 있다. 일반적인 필터링과 적용적인 필터링을 각각 적용한 영상에서 상세점을 추출하여 올바르게 추출된 상세점과 잘못 추출된 상세점, 추출되지 않은 상세점의 개수를 이용하여 다음과 같이 영상의 품질을 측정할 수 있다.

$$\text{품질지수} = \frac{c}{c+f+u} \quad (8)$$

단,
 c: 올바르게 추출된 상세점의 수
 f: 잘못 추출된 상세점의 수
 u: 추출되지 않은 상세점의 수

기준이 되는 상세점은 전문가에 의한 수작업으로 추출하여 알고리즘을 통해 추출된 상세점과 비교하였다. 품질 분석을 통해 다양한 품질을 가진 영상 50개를 선정하여 품질을 측정하고 일반적 필터링을 거친 영상보다 지식기반 필터링을 거친 영상에서 품질이 높음을 확인할 수 있었다. 표 4는 영상에 대한 품질 지수 계산 결과를 보여준다. 50개의 영상 중에서 10개 데이터에 대한 품질 측정 값의 변화와 전체 데이터에 대한 평균 값을 보여준다. 표에서 볼 수 있듯이, 품질 지수 값이 지식기반 전처리를 적용하였을 때 향상되었음을 확인할 수 있다. 이는 영상 품질에 따라 적용적으로 필터링을

적용한 경우, 잘못 추출되는 상세점의 수가 줄면서 올바르게 추출되는 상세점의 수가 증가하여 전체적으로 영상의 품질이 좋아졌음을 의미한다. 실제로 이 결과가 유의한지를 분석하기 위해 대응표본 t-검정(paired t-test)을 실시해보았다. 표 5에서 볼 수 있듯이 99% 신뢰수준에서 동일한 영상집단에 다른 필터링 방법을 적용한 후의 품질차이가 유의함을 확인할 수 있다.

그림 14와 15는 품질분석을 통한 지식기반 전처리를 통해 영상이 개선된 예를 보여준다. 그림 14는 건조한 영상에서 일반적인 필터링과 적용적인 필터링을 각각 적용하였을 때 추출된 상세점을 나타낸다. (a)와 (c)는 일반적인 필터링을, (b)와 (d)는 융선개선 필터링을 적용한 결과이다. (a)와 (c)에서는 끝점으로 잘못 추출된 상세점이 건조한 영상 특성에 맞는 필터링을 적용하여 분기점으로 올바르게 추출되었다.(b)와 (d)). 그림 15는 습한 영상에서 추출된 상세점을 보여주는데 일반적인 필터링을 적용한 영상에서는 (a)와 (c)에서 볼 수 있듯이, 융선이 너무 붙어 있어서 분기점으로 잘못 추출되거나 아예 다 연결되어버리는 경우가 많았다. 하지만 습한 특성에 맞게 끝개선 작업을 진행한 결과, 올바른 상세점이 추출됨을 확인할 수 있었다.(b)와 (d)).

제안한 전처리 방법이 온라인 인식시스템에서 실용적이기 위해서는 수 초 안에 수행되어야 할 필요가 있다. 표 6은 영상특성 분석을 위한 특징추출 과정과 전처리 과정의 처리 시간을 보여준다.

표 4 품질 지수 측정 결과

영상 #	일반적인 필터링	적용적 필터링
1	0.16	0.37
2	0.25	0.27
3	0.0	0.25
4	0.35	0.40
5	0.33	0.56
6	0.27	0.41
7	0.22	0.45
8	0.11	0.18
9	0.32	0.41
10	0.08	0.32
평균	0.15	0.22
분산	0.01	0.02

표 5 Paired t-test 결과

평균	표준오차	t-값	Pr > t
0.0714	0.013	5.49	<0.0001

표 6 지식기반 전처리 방법의 수행시간(초): Pentium 4, 2GHz PC

평균 & 분산	블록방향성차	방향성변화	융선-골 두께 비율	전처리	총시간
0.001	0.141	0.063	0.047	0.301	0.553

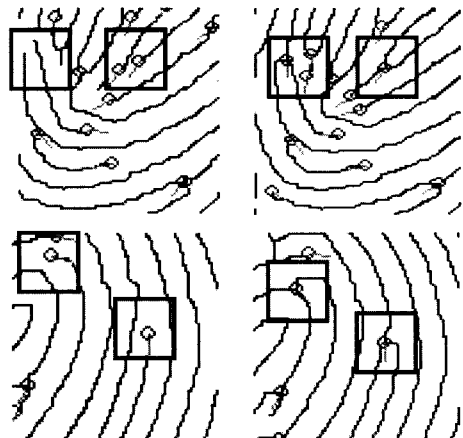


그림 14 건조한 영상에 대한 필터링 적용 예: (a)와 (c)는 일반적인 필터링 적용 결과. (b)와 (d)는 융선개선 필터링 적용 결과

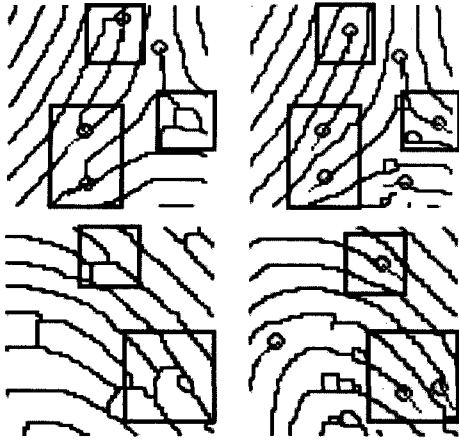


그림 15 습한 영상에 대한 필터링 적용 예: (a)와 (c)는 일반적인 필터링 적용 결과. (b)와 (d)는 골개선 필터링 적용 결과

5. 결론 및 추후 연구

지문인식을 비롯한 생체인식 시스템의 성능은 입력센서로부터 획득된 영상의 질에 달려있다고 할 수 있다. 따라서 좋은 품질의 영상을 얻을수록 시스템 성능은 높아지는데, 인식 시스템은 다양한 환경에서 사용되므로 항상 좋은 품질의 영상을 얻기는 어렵다. 이를 해결하고자 시스템 내부에서 영상을 개선하는 작업이 필요한데 일반적으로 영상의 특성과 상관없이 일률적인 전처리 모듈이 수행된다. 지문영상의 품질을 평가하더라도 전처리 단계에서 개선이 가능한지를 확인하거나 영상개선 모듈의 성능 평가를 위한 연구가 대부분이었다.

본 논문에서는 지문영상의 품질평가에 있어, 품질의 좋고 나쁨을 결정하는 데에 그치지 않고, 습한 영상과 건조한 영상의 특성 분석을 통해 영상 특성에 따른 전처리를 시도하였다. NIST 데이터베이스에서 추출한 지문영상을 클러스터링한 후, 각 클러스터의 특성을 파악하여 영상특성에 맞게 전처리를 적용해보았다. 일반적인 지문인식 시스템에서 사용하는 획일적인 영상 전처리 과정과 비교했을 때, 훨씬 좋은 품질의 영상을 얻을 수 있음을 확인할 수 있었다. 하지만 현재 자동으로 지문영상의 특성을 구분할 수 있는 규칙은 데이터에 의존적으로 생성하였기 때문에 데이터가 바뀌면 그 데이터에 맞도록 다시 학습해야 하는 문제점이 존재한다. 따라서 앞으로 본 연구 결과를 바탕으로 실제 시스템에서 일반적으로 사용할 수 있도록 영상의 특성을 나타낼 수 있는 지수 설계에 대한 연구가 필요하며, 최종 인식 단계까지 연결하여 보다 효율적인 지문인식시스템에 대한 연구가 진행되어야 할 것이다.

참고 문헌

- [1] N. K. Ratha, K. Karu, S. Chen, and A. K. Jain, "A Real-Time Matching System for Large Fingerprint Databases," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, no. 8, pp. 799-813, August 1996.
- [2] L. C. Jain, U. Halici, I. Hayashi, S. B. Lee, and S. Tsutsui, *Intelligent Biometric Techniques in Fingerprint and Face Recognition*, CRC Press, 1999.
- [3] L. Hong, Y. Wan and A. K. Jain, "Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 8, pp. 777-789, August 1998.
- [4] N. K. Ratha and R. M. Bolle, "Fingerprint Image Quality Estimation," *IBM Computer Science Research Report RC 21622*, 1999.
- [5] E. Lim, X. Jiang and W. Yau, "Fingerprint Quality and Validity Analysis," *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2002)*, vol. 1, pp. 22-25, September 2002.
- [6] R. Bolle, S. Pankanti and Y.-S. Yao, "System and Method for Determining the Quality of Fingerprint Images," *US Patent Number*, US 596356, 1999.
- [7] L. L. Shen, A. Kot, and W. M. Koo, "Quality Measures of Fingerprint Images," *The 3rd International Conference Audio- and Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA 2001)*, pp. 182-271, June 2001.
- [8] H. C. Lee and R. E. Gaensslen, *Advances in Fingerprint Technology*, CRC Press, 2001.
- [9] A. K. Jain, S. Pankanti, S. Prabhakar and A. Ross, "Recent Advances in Fingerprint Verification," *3rd International Conference on Audio- and Video-Based Person Authentication*, pp. 182-191, Sweden, June 2001.
- [10] F. Galton, *Finger Prints*, Macmillan, London, 1892.
- [11] N. Ikeda, M. Nakanishi, K. Fujii, T. Hatano, S. Shigematsu, T. Adachi, Y. Okazaki and H. Kyuragi, "Fingerprint Image Enhancement by Pixel-Parallel Processing," *16th International Conference on Pattern Recognition*, vol. 3, pp. 752-755, August 2002.
- [12] K. Karu, and A. Jain, "Fingerprint Classification," *Pattern Recognition*, vol. 29, no. 3, pp. 389-404, March 1996.
- [13] A. Rao, *A Taxonomy for Texture Description and Identification*, New York, NY: Springer-Verlag, 1990.
- [14] J. H. Ward, "Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function," *Journal of the American Statistical Association*, vol. 58, no. 301. pp. 236-244, 1963.
- [15] R. Mojena, "Hierarchical Grouping Methods and Stopping Rules: An Evaluation," *Computer Journal*,

vol. 20, pp. 353-363, 1977.

- [16] G. W. Milligan and K. C. Cooper,, "An Examination of Procedures for Determining the Number of Clusters in a Data Set," *Psychometrika*, vol. 50, pp. 159-179, 1985.
- [17] C. I. Watson and C. L. Wilson, *NIST Special Database 4*, Fingerprint Database. U. S. Nat'l Inst. of Standards and Technology, 1992.
- [18] H. Kang, B. Lee, H. Kim, D. Shin, and J. Kim, "A Study on Performance Evaluation of Fingerprint Sensors," *The 4rd International Conference Audio- and Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA 2003)*, pp. 574-583, June 2003.



윤 은 경

2002년 연세대학교 기계전자공학부 컴퓨터과학 전공(학사). 2004년 연세대학교 컴퓨터과학과(석사). 현재 삼성전자 연구원. 관심분야는 생체인식, 패턴인식

조 성 배

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용
제 31 권 제 1 호 참조