

GA기반 영상필터 조합을 이용한 지문영상생성

(Fingerprint Image Generation using Filter Combination based on the Genetic Algorithm)

조웅근[†] 홍진혁[†] 조성배^{**}
 (Ung-Keun Cho) (Jin-Hyuk Hong) (Sung-Bae Cho)

요약 지문인식 시스템의 성능을 평가하기 위해서는 대규모 지문 DB를 구축하는 것이 필요하다. 지문을 수집하는 것은 매우 고비용의 작업이기 때문에, 지문 평가용 DB의 구축은 많이 이루어지지 않았고 실제로 소수의 평가용 DB만이 공개되어 있다. 뿐만 아니라 이들 DB는 제한된 환경에서 수집되어 있어 실제 다양한 환경에 대한 지문인식 시스템의 성능을 정확히 평가하기가 어렵다. 본 논문에서는 유전자 알고리즘을 이용하여 소수의 학습 샘플로부터 실제 환경에서 발생하는 다양한 영향을 고려한 지문영상을 자동으로 생성하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법을 이용하여 생성된 지문은 실제 환경에서 수집된 지문과 유사한 특성을 가지기 때문에, 실제로 다수의 지문 영상을 수집하지 않고도 대상 환경에서의 성능평가가 가능하다. 실제 지문과의 비교를 통하여 제안하는 방법의 유용성을 검증하였다.

키워드 : 지문인식 성능평가, 유전자 알고리즘, 영상필터, 영상생성

Abstract The construction of a fingerprint database is important to evaluate the performance of an automatic fingerprint recognition system. Due to the cost of collecting fingerprints, there are only few benchmark databases available. Since it is hard to evaluate how robust the system is in various environments with the databases, this paper proposes a novel method that generates fingerprint images automatically from only a few training samples by using the genetic algorithm. Fingerprints generated by the proposed method include similar characteristics of those collected from the corresponding real environment. The proposed method has been verified by comparing with real fingerprint images, showing the usefulness of the method.

Key words : performance evaluation on fingerprint recognition, genetic algorithm, image filter, image generation

1. 서론

지문이 가지는 영속성과 고유성 때문에, 지문인식은 개인의 신원을 인증하는 대표적인 기술이 되었다[1]. 지문인식에 대한 사람들의 관심이 커지면서 실제 환경에서 시스템이 얼마나 잘 동작하는지를 평가하는 것이 중요해지고 있다[2,3]. 성능평가는 대부분 평가용 DB에 의존적인데, NIST DB[4]나 FVC200(0,2,4,6) 지문 DB[3] 등의 몇몇 지문 DB를 제외하면 지문인식 시스템 개발

자들은 보통 자체적으로 수집한 소규모의 지문 DB를 이용하여 시스템을 평가한다. 지문 DB를 구축하기 위해서는 매우 많은 노력이 필요하기 때문에 보통 현실적으로 어렵다[5]. 뿐만 아니라 실제 환경에 대한 시스템의 성능을 정확히 측정하기 위해서는 다양한 환경에서 수집된 지문영상으로 구성된 지문 DB가 필요하다[6]. 이런 제약들이 지문인식 시스템의 성능평가를 더욱 어렵게 만들고 있다.

최근 지문인식 시스템의 성능을 다각적으로 측정하기 위한 연구가 진행되고 있으며, 연구진들은 다양한 평가 프로토콜이나 DB를 제안하고 있다. Jain 등은 일관성 쌍둥이의 지문의 유사성을 측정하고 지문인식에서의 성능을 분석한 쌍둥이-테스트를 수행하였고[7], Pankanti 등은 지문의 개별성(Individuality)을 이론적으로 분석하였다[1]. Hong 등은 지문인식 시스템을 포함한 생체인식 시스템의 성능평가를 개관하였다[8]. Khanna와 Weicheng

· 본 연구는 생체인식연구센터(BERC)를 통해 한국과학재단(KOSEF)에서 지원받았음

† 학생회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과
 bearroot@sclab.yonsei.ac.kr
 hjinh@sclab.yonsei.ac.kr

** 중신회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과 교수
 sbcho@cs.yonsei.ac.kr

논문접수 : 2006년 10월 26일
 심사완료 : 2007년 3월 20일

은 NIST DB 4를 이용한 성능평가를 수행하였고[4], Maio 등은 FVC200(0,2,4,6)과 같은 지문인식 기술을 평가하는 대회를 개최하였다[3]. Simon-Zorita 등은 지문 입력위치와 영상 품질을 고려한 MCYT 지문 DB를 수집하여 보다 구체적인 평가를 수행하였다[6].

적은 비용과 노력을 들여서 지문 DB를 구축하기 위해 인조 지문영상을 생성하는 연구도 진행되었는데, Cappelli 등은 설정된 파라미터에 따라 휴리스틱하게 지문영상을 생성하는 SFinGe라는 소프트웨어를 개발하여 FVC200(0,2,4,6)에서 평가용 DB로 사용하였다[3,5,9]. 인조지문 DB는 지문 수집에서의 현실적인 문제를 해결하였지만, 실제 지문을 사용하지 않았고, 다른 영역으로의 확장성이 부족하다는 한계점이 있다.

본 논문에서는 초기의 소수 지문을 이용하여 다양한 환경에서 수집된 지문과 유사한 특성을 가지는 지문영상을 생성하는 기법을 제안한다. 제안하는 방법은 유전자 알고리즘(GA)을 이용하여 구성된 영상필터 집합을 적용하여 원본 영상을 대상 환경으로부터 수집된 실제 지문영상과 유사하도록 변형한다. 적절한 영상필터 집합을 획득하기 위해서, 대상 환경으로부터 얻어진 소수의 지문으로부터 획득된 각종 통계값으로 적합도 함수를 설정한다.

2. 배경

2.1 지문인식

사람의 손가락에 있는 융선과 골의 흐름인 지문은 타인과 다르다는 특성으로 인해 사람을 인증하는 데 널리 사용되고 있다[2]. 최근 수요가 늘고 있는 자동 지문인식 시스템은 광학식이나 반도체식 등의 센서를 이용하여 지문영상을 획득하여, 그림 1과 같이 특이점이나 특징점과 같은 유용한 특징을 추출한다[10]. 지문영상의 품질은 수집되는 환경에 아주 쉽게 영향을 받기 때문에, 종종 잘못된 특징점이 추출되거나 진짜 특징점을 빠뜨리기도 한다. 영상개선을 통해 지문영상의 품질을 높이

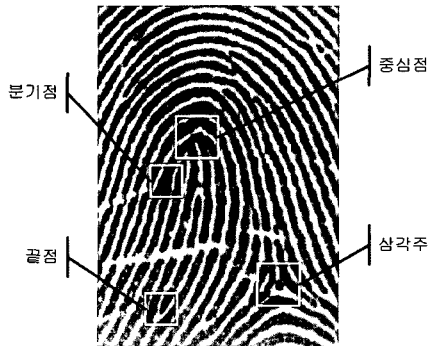


그림 1 지문 특징

는 연구도 활발히 진행되고 있다[11]. 지문인식에 필요한 특징이 추출되면 그림 2와 같이 미리 시스템에 등록되어 있는 사용자 지문정보인 템플릿과 유사도를 측정하여 사용자를 확인한다[12]. 대규모 사용자가 시스템에 등록되어 있는 경우에는 비교 횟수를 줄이기 위해서 인덱스나 분류가 매칭 전에 수행되기도 한다[8,13].

2.2 유전자 알고리즘

1975년 John Holland가 제안한 GA는 교차, 돌연변이, 적자생존 등의 자연적 진화 현상을 모방한 알고리즘으로 최적화나 기계학습 등에 널리 사용되고 있다[14]. 염색체로 표현되는 해의 집단을 대상으로 탐색을 수행하기 때문에, 지역해에 쉽게 수렴하지 않도록 유도한다[15]. 알고리즘의 기본적인 동작과정은 다음과 같다.

```

t = 0;
InitializePopulation P(t)
Evaluate P(t)
while not done do
    t = t+1
    P' = SelectParents P(t)
    Recombine P'(t)
    Mutate P'(t)
    Evaluate P'(t)
    P = Survive P, P'(t)
end_while
    
```

보통 비트 배열로 구성되는 염색체는 주어진 문제를 해결하는 개체를 의미하는데, 적합도 함수를 통해 얼마나 적절한지를 평가받는다. 집단을 구성하는 모든 개체의 적합도를 평가한 후에는 새로운 개체를 생성하기 위해 선택, 교차와 돌연변이 등의 유전자 연산을 적용한다. 염색체는 문제에 따라 비트 배열이나 인덱스 배열, 트리 등 다양한 형태를 가진다. 선택 과정에서는 다음 세대의 집단을 생성하기 위해서 현재 집단을 구성하는 개체 중



그림 2 특징점 기반 매칭

우수한 개체를 선택한다. 보통 개체의 적합도에 따라서 확률적으로 선택하여 높은 적합도를 가지는 개체가 더 많이 다음 세대에 포함되도록 뽑는다. 교차는 선택된 두 개체의 유전 정보를 일정한 비율로 교환한다. 예를 들면, 개체 $a = (1\ 1\ 1\ 1)$ 와 $b = (0\ 0\ 0\ 0)$ 가 있을 때, 3번째 위치를 중심으로 하는 1점 교차를 사용하면 $a' = (1\ 1\ 0\ 0)$ 와 $b' = (0\ 0\ 1\ 1)$ 이 생성된다. 돌연변이는 해당 개체의 배열에서 임의의 위치를 선택하여 값을 초기화한다. 예를 들면, 개체 a 의 4번째 위치에 돌연변이를 적용하면 $a' = (1\ 1\ 1\ 0)$ 을 생성한다. GA는 원하는 해가 발견될 때까지 선택, 교차와 돌연변이를 반복한다.

3. 제안하는 방법

3.1 개요

제안하는 방법은 그림 3과 같이 구성된다. 동작과정은 기본적인 GA와 같으며, 주어진 환경에 대응하는 지문영상을 생성하기 위한 필터 조합을 획득하기 위해서 적합도 평가 함수를 설계한다. 먼저 집단 크기, 세대 수, 염색체 길이, 선택 전략, 선택을, 교차율, 돌연변이율과 같은 GA의 변수들을 설정하고, 제안하는 방법이 원하는 특성을 가진 지문영상을 생성하는 필터를 찾도록 대상 환경으로부터 수집된 소량의 지문을 분석한다. 비록 동일한 필터의 조합이라도 그 적용 순서가 달라지면 발생

하는 효과도 많이 달라지기 때문에 GA를 사용하여 전역해를 탐색한다.

집단을 초기화한 후, 제안하는 방법은 적합도 평가와 선택, 교차, 돌연변이를 종료 조건이 만족될 때까지 반복한다. 학습 DB는 필터 조합 획득을 위해 모델링하고자 하는 환경에서 수집된 소량의 지문과 지문영상 생성을 위해 기본 환경에서 수집된 지문으로 구성된다. 특별히 염색체의 적합도는 대상 환경에서 수집된 소량의 지문과 필터를 적용하여 얻어진 지문영상과의 유사도를 측정하여 계산하며, 이때 유사도 측정을 위해 지문의 다양한 특징들의 통계치를 이용한다. 학습 DB의 지문에 적용될 필터는 염색체의 유전자 값에 따라서 정해진다. 모델링하고자 하는 환경에서 소량의 지문을 수집하면 제안하는 방법은 특별한 전문가 지식없이 환경을 분석하고 적절한 필터 조합을 찾는다.

3.2 영상필터

실제 환경에서와 비슷한 효과를 주기 위해서 다양한 영상필터를 이용하여 필터 조합을 구성한다. 표 1에서와 같이 개개의 필터는 단순한 효과를 가지지만, 서로 적절히 함께 사용되면 다양한 결과를 낼 수 있다. 필터 조합에서 사용되는 필터의 종류와 순서의 모든 경우를 평가하기는 현실적으로 불가능하기 때문에, GA를 이용하여 탐색한다. 표 1은 본 논문에서 사용된 영상필터에 대해 보여주며, 이들 영상필터는 영상에서의 잡음을 제거하거나 평활화나 강조 등에 널리 사용되고 있다[16,17]. 보통 영상필터는 히스토그램 방식, 마스크 방식과 모폴로지 방식으로 나뉘며, 변수값을 다르게 선택하여 다양한 효과를 얻을 수 있다. 총 70개의 영상필터가 필터조합을 구성하는데 사용되었다.

3.2.1 히스토그램 기반

영상의 히스토그램은 각 명암값에 대해서 영상에서의 해당 명암의 픽셀 수를 보여주는 그래프이다. 보통 지문

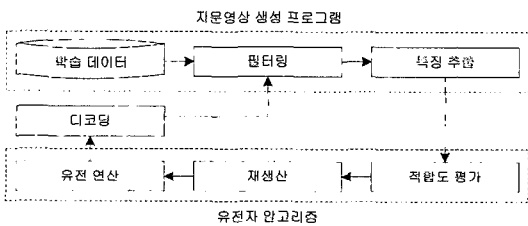


그림 3 제안하는 방법의 동작 구조

표 1 본 논문에서 사용된 영상필터의 집합

유형	필터명	종류	효과	색인
히스토그램	Brightness	3가지 값	밝기 조정	1~3
	Contrast	3가지 값	대비 조정	4~6
	Stretch	-	영상의 히스토그램을 늘리기	7
	Equalize	-	영상의 히스토그램을 균일화하기	8
	Logarithm	-	영상의 히스토그램을 로그화하기	9
마스크	Blur	6 마스크	영상을 평활화하기	10~15
	Sharper	4 마스크	영상을 날카롭게 하기	16~19
	Median	10 마스크	잡음 제거하기	20~29
모폴로지	Erosion	10 마스크	영상으로부터 밝은 점들 제거하기	30~39
	Dilation	10 마스크	영상으로부터 어두운 점들 제거하기	40~49
	Opening	10 마스크	영상의 잡음을 제거하기	50~59
	Closing	10 마스크	영상에서의 구멍을 제거하기	60~69
사용 안함				0

영상은 256개의 다른 명암을 가지는 8 비트 그레이 스케일로 표현되기 때문에, 히스토그램은 그레이 스케일의 픽셀에서의 분포를 보여주는 256개의 숫자로 구성된다.

비율 s ($-100 \leq s \leq 100$)가 주어질 때, 히스토그램 'brightness'는 픽셀 p 의 값을 다음과 같이 조정한다.

$$v_{new}(p) = v_{old}(p) + \frac{v_{old}(p) \times s}{100} \quad (1)$$

비율 s ($-127 \leq s \leq 127$)가 주어지면, 히스토그램 'contrast'는 픽셀 p 의 값을 다음과 같이 조정한다.

$$v_{new}(p) = v_{old}(p) + \frac{(v_{old}(p) - 128) \times s}{128} \quad (2)$$

'Contrast stretching'은 명암 분포 범위를 원하는 형태로 조정하여 영상의 대비를 개선한다. 명암 분포의 상한선(a)과 하한선(b)을 설정하고, 현재 영상에서의 가장 높은 값의 명암(c)과 가장 낮은 값(d)을 찾는다. 히스토그램 'stretching'은 각 픽셀 p 의 값을 다음과 같이 조정한다.

$$v_{new}(p) = v_{old}(p) - c \times \left(\frac{b-a}{d-c} \right) + a \quad (3)$$

히스토그램 'equalization'은 영상이 전체적으로 고른 명암 분포를 가지도록 픽셀의 명암을 조정하는 것으로, 기존 영상의 픽셀의 명암을 고려하여 명암값이 j 인 픽셀은 다음과 같은 값을 할당한다.

$$O_j = \sum_{i=0}^j \frac{N_i}{T}, \quad T: \text{영상의 픽셀 수} \quad (4)$$

3.2.2 마스크 기반

'Convolution'의 일종인 'Masking' 기법은 그림 4와 같은 마스크 유형에 따라 입력 영상의 픽셀 값을 선형적으로 결합하는 단순한 수리적 연산이다. 보통 영상의

왼쪽 상단에서 오른쪽 하단으로 진행하면서, 각 픽셀의 값은 다음과 같이 $m \times n$ 의 마스크와 겹치는 영역에 대해 마스크 값과 영상 값을 곱하고 이들 값을 합하여 계산한다. 마스크 기반의 필터는 마스크의 모양과 셀의 가중치에 따라서 영상을 흐리게 하거나 뚜렷하게 하는 등의 다양한 효과를 만든다.

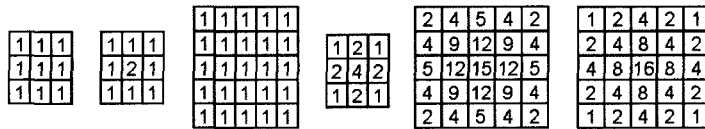
$$O_{(i,j)} = \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^n I(i+k-1, j+l-1) \times M(k,l)$$

$I(i, j)$: 영상 I 의 i 번째행, j 번째열의 픽셀 강도
 $M(i, j)$: 마스크의 i 번째행, j 번째열의 강도 (5)

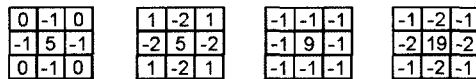
'Median' 필터는 마스크 기반의 필터와 같이 주변 셀의 명암값을 고려하지만, 가중치를 곱하여 명암값을 계산하는 것이 아니라 마스크 내의 픽셀들을 명암에 따라 정렬하였을 때 중간 픽셀의 값으로 현재 픽셀의 명암을 결정한다.

3.2.3 모폴로지 기반

모폴로지 연산은 교차(intersection)나 결합(union), 포함(inclusion), 보충(complement) 등의 집합 연산을 사용하여 원본 영상과 구조체(structuring element)를 결합한다. 그림 4에서와 같이 구조체의 모양에 따라서 영상에서 다양한 효과를 발생시킨다. 특히 모폴로지 기반 필터의 기본적인 연산자인 'dilation'은 서서히 전경의 범위를 넓혀나가며 영상에 있는 구멍을 점점 더 작게 만든다. 반면, 다른 연산자인 'erosion'은 전경을 침식해가면서 영상에 있는 구멍을 보다 크게 만든다. 'Opening'과 'closing'은 기본적인 연산자인 'dilation'과 'erosion'으로부터 파생되었는데, 'opening'은 전경 영역에 있는 테두리의 픽셀을 서서히 삭제하여 구조체의 모양과 비슷한 영역은 남기고 다른 영역은 지워간다. 반대로 'closing'은 전경 영역의 경계를 넓혀나가며 구조체와



(a) 지역통과 필터 마스크



(b) 고역통과 필터 마스크



(c) 중간값, 모폴로지 필터 마스크

그림 4 마스크와 구조 요소 예

비슷한 모양의 배경 영역을 남긴다.

3.3 적합도 평가

개체의 적합도는 대상 환경으로부터 수집된 지문과 필터 조합을 통해 얻어진 지문영상과의 유사성을 다음과 같이 측정하여 계산된다. 지문의 대표적인 특징인 영상의 그레이 스케일 평균과 편차, 방향성 대비, 평균 용선 두께와 간격, 특이점과 특징점들을 적합도 평가를 위해 사용한다. 앞서 언급한 바와 같이 지문은 입력 환경에 쉽게 영향을 받기 때문에, 환경으로부터의 영향을 이들 통계치를 가지고 표현할 수 있다. 먼저 얻고자 하는 지문의 환경으로부터 소량의 지문을 수집하고 대상 환경의 통계치를 구한 후, 진화를 통해 얻어진 지문영상과 얼마나 유사한지를 측정하여 실제 환경에서 수집된 지문과 유사한 영상을 획득하는 방향으로 진화를 수행한다. 적합도 함수에서는 모든 통계치를 0에서 1로 정규화하여 사용한다.

$$\begin{aligned}
 fitness(i) = & w_1 \times (mean_i - mean_{target}) \\
 & + w_2 \times (variance_i - variance_{target}) \\
 & + w_3 \times \sum_{j=1}^4 (contrast_i^j - contrast_{target}^j) \\
 & + w_4 \times (thickness_i - thickness_{target}) \\
 & + w_5 \times (interval_i - interval_{target}) \\
 & + w_6 \times ((p_i(a) - p_{target}(a)) + (p_i(b) - p_{target}(b)) + (p_i(p) - p_{target}(p))) \\
 & + w_7 \times ((p_i(ee) - p_{target}(ee)) + (p_i(be) - p_{target}(be)) + (p_i(ne) - p_{target}(ne)) \\
 & \quad + (p_i(eb) - p_{target}(eb)) + (p_i(bb) - p_{target}(bb)) + (p_i(nb) - p_{target}(nb)) \\
 & \quad + (p_i(en) - p_{target}(en)) + (p_i(bn) - p_{target}(bn)))
 \end{aligned} \tag{6}$$

3.3.1 평균과 편차

그레이 스케일의 지문영상의 평균과 편차는 다음과 같이 계산된다. 평균은 영상 전체의 그레이 스케일 값을 가리키고, 편차는 이들 값이 얼마나 고르게 분포하는지를 나타낸다. $I(i, j)$ 는 $N \times M$ 행렬의 영상 I 의 i 번째 행과 j 번째 열 픽셀의 명암을 가리킨다.

$$\begin{aligned}
 Mean &= \frac{1}{NM} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} I(i, j) \\
 Variance &= \frac{1}{NM} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} (I(i, j) - Mean)^2
 \end{aligned} \tag{7}$$

3.3.2 방향성 대비

지문을 블록으로 구분하여 이들 사이의 방향성 편차를 계산하여 방향성 대비를 구한다. 그림 5에서 보이는 마스크를 사용하여 각 방향의 중심 C 에 대한 편차의 합 S_i ($i=1,2,3,4$)를 계산한다. S_{max} 는 4방향의 편차 중 가장 큰 값이고, S_{min} 은 가장 작은 값이다. P_i 는 i 번째 방향의 그레이 스케일 값을 가리키며, S_{max} 와 S_{min} 은 보통 골 픽셀(흰 색)과 용선 픽셀(검은 색)에서 각각 나타난다.

$$\begin{aligned}
 S_i &= \sum_{i=1}^4 P_i \\
 block\ directional\ difference &= Sum(|S_{max} - S_{min}|) \tag{8}
 \end{aligned}$$

	P_1	P_2
	C	P_3
		P_4

그림 5 방향성 대비를 계산하기 위한 마스크

3.3.3 용선 두께와 간격

용선 두께와 간격은 각 블록에서 용선의 방향성에 직교한 방향으로 그레이 스케일 값을 분석하여 얻는다. 영상의 각 블록에서 용선의 두께와 간격을 구한 후 평균 값을 취하여 용선 두께와 간격으로 사용한다. 이때, 방향성은 영상의 각 열과 행을 블록화하고 이들 블록의 방향성을 추적하여 획득한다[11].

3.3.4 특이점

특이점은 방향성을 이용하여 중심점과 삼각주를 계산하는 대표적 방법인 Poincare 지수로 추출한다. 알고리즘에 의해 감지된 특이점 집합을 $S_d = \{sd_1, sd_2, \dots, sd_n\}$ 라 하고, 전문가가 지문영상에서 직접 특이점을 추출한 것을 $S_e = \{se_1, se_2, \dots, se_m\}$ 라 할 때, N 개의 학습 샘플에 대해 다음을 정의한다.

- 추출 특이점(p): sd 와 se 가 일정한 영역(24픽셀)안에 동시에 존재하는 특이점으로 추출 알고리즘으로 찾은 특이점
- 분실 특이점(a): se 에는 존재하지만 sd 에는 존재하지 않는 특이점으로 추출 알고리즘으로 찾지 못한 특이점
- 의사 특이점(b): sd 에는 존재하지만 se 에는 존재하지 않는 특이점으로 잘못 추출된 특이점

$$P(a) = \sum_{i=1}^N \frac{n(a_i)}{n(S_e^i)} \times \frac{1}{N}, \quad P(b) = \sum_{i=1}^N \frac{n(b_i)}{n(S_d^i)} \times \frac{1}{N}$$

$$P(p) = 1 - \sum_{i=1}^N \frac{(n(a_i) + n(b_i))}{(n(S_e^i) + n(S_d^i))} \times \frac{1}{N} \tag{9}$$

3.3.5 특징점

끝점과 분기점으로 구성되는 특징점을 추출하기 위해, 먼저 입력영상으로부터 방향성을 측정하고 전경영역분리와 가보 필터링 등의 전처리를 통해 영상의 품질을 향상시킨다. 그 후, 용선의 세선화를 통해 끝점과 분기점을 감지한다. 특징점 추출의 자세한 과정은 [11]에 기술되어 있다.

알고리즘으로부터 추출한 끝점과 분기점을 각각 $E_d = \{ed_1, ed_2, \dots, ed_n\}$ 와 $B_d = \{bd_1, bd_2, \dots, bd_m\}$ 라 하고, 전문가가 지문영상으로부터 직접 뽑은 끝점과 분기점을 각각 $E_e = \{ee_1, ee_2, \dots, ee_k\}$ 와 $B_e = \{be_1, be_2, \dots, be_l\}$ 라 할 때, N 개의 학습 샘플로부터 표 2에서와 같은 값을 정의한다.

표 2 특징점 추출에서 정의한 확률값

기호	알고리즘 결과	전문가 판단	확률
ee	끝점	끝점	$P(EE) = \sum_{i=1}^N \frac{n(ee_i)}{n(E_e^i)} \times \frac{1}{N}$
be	분기점	끝점	$P(BE) = \sum_{i=1}^N \frac{n(be_i)}{n(E_e^i)} \times \frac{1}{N}$
ne	무	끝점	$P(NE) = \sum_{i=1}^N \frac{n(ne_i)}{n(E_e^i)} \times \frac{1}{N}$
eb	끝점	분기점	$P(EB) = \sum_{i=1}^N \frac{n(eb_i)}{n(B_e^i)} \times \frac{1}{N}$
bb	끝점	분기점	$P(BB) = \sum_{i=1}^N \frac{n(bb_i)}{n(B_e^i)} \times \frac{1}{N}$
nb	무	분기점	$P(NB) = \sum_{i=1}^N \frac{n(nb_i)}{n(B_e^i)} \times \frac{1}{N}$
en	끝점	무	$P(EN) = \sum_{i=1}^N \frac{n(en_i)}{n(E_d^i)} \times \frac{1}{N}$
bn	분기점	무	$P(BN) = \sum_{i=1}^N \frac{n(bn_i)}{n(B_d^i)} \times \frac{1}{N}$

4. 실험 및 결과

4.1 실험 환경

본 논문에서는 제안하는 방법의 유용성을 검증하기 위해서 실제 환경으로부터 수집된 지문영상과 제안하는 방법을 통해 획득된 지문영상을 비교한다. 평가를 위한 지문 DB는 인하대의 컴퓨터 비전 연구실에서 수집된 것으로, 동일한 지문으로부터 입력 압력별(고(H), 중(M), 저(L))로 그림 6과 같이 수집하였다[18]. 총 14개의 손가락으로부터 수집된 42개의 지문영상을 학습 데이터로 사용하고, 15개의 손가락으로부터 수집된 45개의 지문영상을 테스트 데이터로 사용한다. 실험은 입력 압력이 중(M)인 지문영상으로부터 입력 압력이 고(H)와



그림 6 평가용 DB 모습

표 3 GA 변수 설정

변수	값
세대 수	200
집단 크기	50
염색체 길이	5
선택율	0.7
교차율	0.7
돌연변이율	0.05
엘리트 선택	Yes

저(L)인 지문영상을 생성하도록 필터 조합(M->H, M->L)을 생성한다. 대상 환경의 통계치를 측정하기 위해서 그림 3에서와 같이 학습 데이터의 입력 압력이 고(H)와 저(L)인 학습용 지문영상을 사용한다. 진화를 통해 원하는 필터 조합이 획득되면, 입력 압력이 중(M)인 테스트 데이터에 적용하여 실제 입력압력이 고(H)와 저(L)에서 수집된 지문과의 유사도를 측정하여 성능을 분석한다.

GA의 변수는 표 3에서와 같이 설정하였다. 최대 5개의 필터를 사용하도록 염색체의 길이를 5로 사용하였으며, 룰렛 휠 선택방법을 채택하였다. 적합도 함수에서의 각 특징에 대한 기중치는 지문에 특화된 특징을 고려하여 (1,1,1,2,2,1,3)으로 설정하였다. 실험은 Xeon 2.8GHz의 듀얼 프로세스와 2GB 램에서 약 1주일이 소요되었다.

4.2 결과분석

그림 7에서와 같이 진화를 통해 제안하는 방법은 보

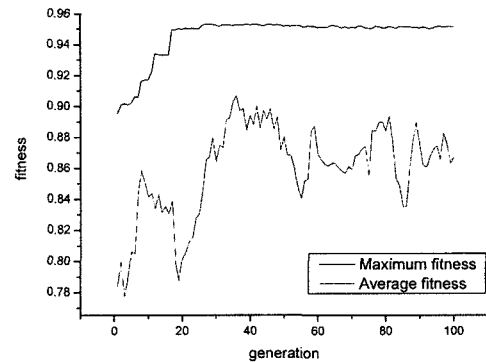
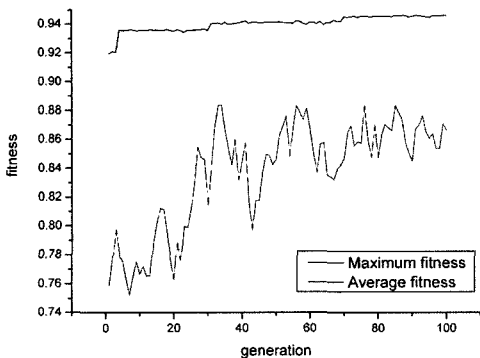


그림 7 진화에서의 적합도 변화 추세 (왼쪽: 고(H) 압력, 오른쪽: 저(L) 압력)

다 나온 필터 조합을 생성하였으며, 모든 대상 환경에서 최대 적합도와 평균 적합도는 증가하였다. 그림 8은 제안하는 방법을 통해 얻어진 지문영상을 보여주는데, 세대를 거듭하면서 실제 환경에서 수집된 지문과 유사한 지문영상을 생성하였다. 표 4는 각 세대에서 획득한 최대 적합도의 필터 조합을 보여준다.

실제 대상 환경에서 수집된 지문과 생성된 지문영상을 비교하였다. 그림 9에서와 같이 입력 압력이 중(M)인 지문의 각종 통계치가 제안하는 방법을 통해 고(H)나 저(L) 압력의 값으로 변화였다. 특히 용선 두께와 간격은 실제 환경에서 수집된 것과 유사하게 변화였다. 하지만 특이점은 표 5에서와 같이 대상 환경을 모델링하는데 적절하지 않았다. 특이점은 지문영상의 전반적인 분포를 나타내기 때문에, 영상필터를 이용한 변형이 용이하지 않음을 확인하였다. 반대로 특징점의 분포는 그림 10에서처럼 각 환경을 적절히 표현하였고, 제안하는 방법을 통해서 대상 환경에서와 같은 특성을 획득하였다. 'GE-high'와 'GE-low'는 제안하는 방법을 통해 얻

표 5 테스트 데이터에 대한 특이점 분석
(M: 손실 특이점 수, T: 실제 특이점 수, S: 의사 특이점 수, E: 추출된 특이점 수)

(생성 / 실제)	고 압력 (%)	중 압력 (%)	저 압력 (%)
M / T	(5.9 / 6.3)	5.9	(5.9 / 11.8)
S / E	(11.1 / 21.1)	5.9	(5.9 / 6.3)
$1 - (M + S) / (T + E)$	(94.1 / 93.8)	94.1	(94.1 / 88.2)

어진 결과를 의미하고, 'high', 'middle'과 'low'는 각 환경에서 실제로 수집된 지문에서 측정된 값이다.

5. 결론

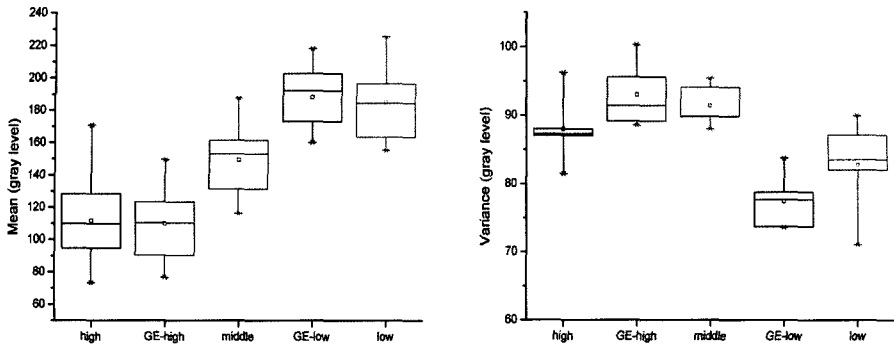
본 논문에서는 GA를 이용하여 지문영상을 자동으로 생성하는 방법을 제안하였다. 다양한 단순 영상필터를 사용하여 필터 조합을 구성하였으며, 진화 기술을 이용하여 적절한 유형과 순서를 결정하였다. 지문 입력 압력에 따라 수집된 지문 DB에 제안하는 방법을 적용하여 실제 환경에서 수집된 지문과 유사한 특성을 가진 지문



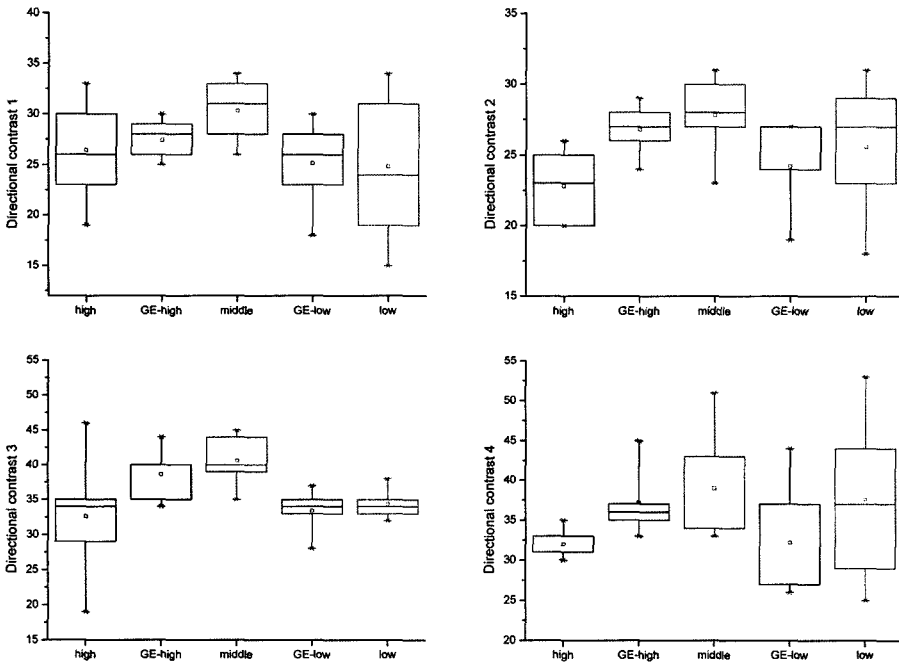
그림 8 제안하는 방법이 생성한 지문영상

표 4 진화에서 획득한 최대 적합도 필터 조합

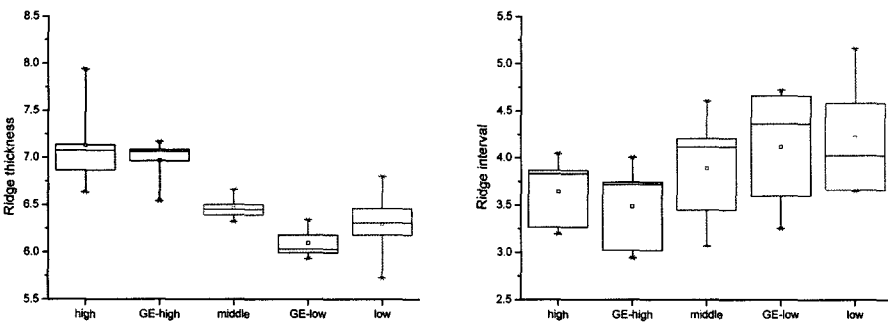
고 압력			저 압력		
1 st	20 th	40 th	1 st	20 th	40 th
Sharpen (Highpass 3×3 #1)	Opening (Diamond 3×3)	Sharpen (Highpass 3×3 #2)	NULL	NULL	NULL
Erosion (Vertical 1×3)	Erosion (Vertical 1×3)	Erosion (Vertical 1×3)	Erosion (X 3×3)	Histogram (Logarithm operation)	NULL
Median (Diamond 3×3)	NULL	Closing (Horizontal 3×1)	Sharpen (Highpass 3×3 #4)	Histogram (Equalize)	Histogram (Stretch)
NULL	NULL	Closing (Rectangle 3×3)	NULL	Dilation (Diamond 3×3)	Dilation (Diamond 3×3)
Median (Diamond 5×5)	NULL	NULL	Dilation (X 3×3)	NULL	NULL



(a) 평균과 편차



(b) 방향성 대비



(c) 융선 두께와 간격

그림 9 테스트 데이터에 대한 특징 분포

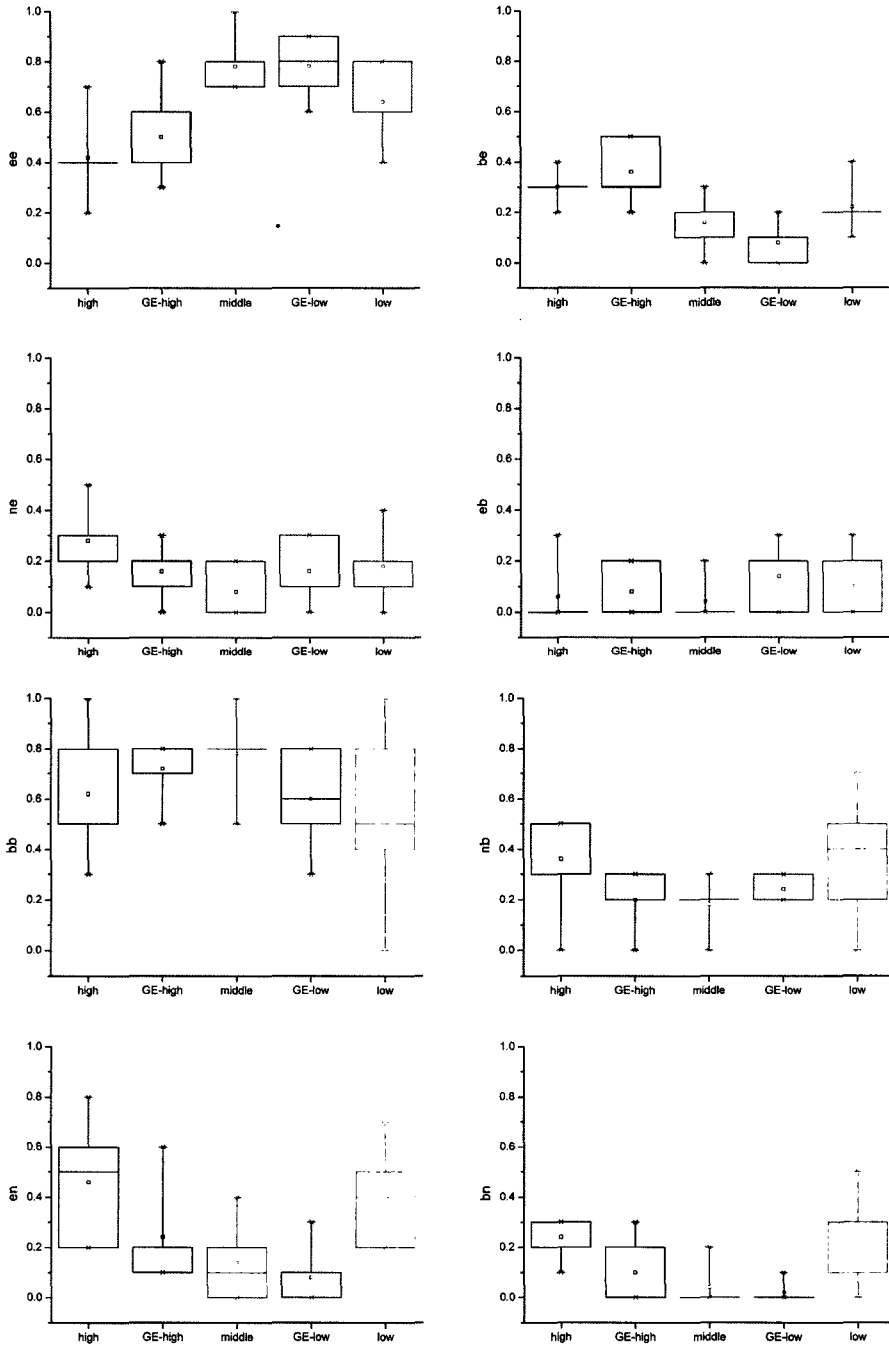


그림 10 테스트 데이터에 대한 특징점 분석

영상을 생성하였다. 영상의 그레이 스케일 평균과 편차, 방향성 대비, 융선 두께와 간격, 특징점 및 특징점 등의 각종 지문 특징을 사용하여 대상 환경을 모델링하였고, 대상 환경에서 수집된 소량의 지문에서 측정된 특징값

과의 유사도를 적합도로 사용하여 적절한 필터 조합을 생성하였다.

제한하는 방법으로 생성된 지문영상은 지문인식 시스템의 성능평가 뿐만 아니라 시스템을 튜닝하는 데에 사

용될 수 있으며, 적합도 평가 함수를 변형하면 영상 개선 등으로 확장될 수 있다. 하지만 영상필터의 조합을 통해 예상치 못한 영상이 생성되는 경우가 발생하기도 하였다. 이를 위해 향후에는 보다 정확히 대상 환경을 모델링하도록 지문의 다양한 특징을 구현하고, 인식율도 적합도에 포함시키고자 한다. 또한 국부적 노이즈 제거, 비선형 압력으로 인한 골 간격의 불규칙성, 건조 피부로 인한 용선의 갈라짐, 흰점 등 다양한 휴리스틱 영상필터를 설계하여 보다 다양한 효과를 지문영상에 적용할 것이다. 최근 지문에서 중요시되는 전역 유사도를 바탕으로 지문을 수집하여 제안하는 방법을 검증해보고자 한다.

참고 문헌

- [1] S. Pankanti, et al., "On the individuality of fingerprints," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 8, pp. 1010-1025, 2002.
- [2] R. Cappelli, et al., "Performance evaluation of fingerprint verification systems," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 1, pp. 3-18, 2006.
- [3] D. Maio, et al., "FVC2000: Fingerprint verification competition," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 3, pp. 402-412, 2002.
- [4] R. Khanna and S. Weicheng, "Automated fingerprint identification system (AFIS) benchmarking using the National Institute of Standards and Technology (NIST) Special Database 4," *Proc. 28th Int. Carnahan Conf. on Security Technology*, pp. 188-194, 1994.
- [5] R. Cappelli, et al., "Synthetic fingerprint-image generation," *Proc. 15th Int. Conf. Pattern Recognition*, vol. 3, pp. 475-478, 2000.
- [6] D. Simon-Zorita, et al., "Image quality and position variability assessment in minutiae-based fingerprint verification," *IEE Proc. Vision, Image Signal Process*, vol. 150, no. 6, pp. 402-408, 2003.
- [7] A. Jain, et al., "On the similarity of identical twin fingerprints," *Pattern Recognition*, vol. 35, no. 11, pp. 2653-2663, 2002.
- [8] J.-H. Hong, et al., "A review of performance evaluation for biometrics systems," *Int. J. Image and Graphics*, vol. 5, no. 2, pp. 501-536, 2005.
- [9] R. Cappelli, et al., "Synthetic fingerprint-database generation," *Proc. 16th Int. Conf. Pattern Recognition*, vol. 3, pp. 744-747, 2002.
- [10] X. Xia and L. O'Gorman, "Innovations in fingerprint capture devices," *Pattern Recognition*, vol. 36, no. 2, pp. 361-369, 2003.
- [11] L. Hong, et al., "Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 8, pp. 777-789, 1998.
- [12] X. Kovacs-Vajna, "A fingerprint verification system based on triangular matching and dynamic time warping," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 11, pp. 1266-1276, 2000.
- [13] A. Senior, "A combination fingerprint classifier," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 10, pp. 1165-1174, 2001.
- [14] D. Goldberg, *Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison Wesley, 1989.
- [15] J.-H. Hong and S.-B. Cho, "Efficient huge-scale feature selection with speciated genetic algorithm," *Pattern Recognition Letter*, vol. 27, no. 2, pp. 143-150, 2006.
- [16] R. Gonzalez and R. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1992.
- [17] A. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice Hall, 1989.
- [18] H. Kang, et al., "A study on performance evaluation of fingerprint sensors," *Proc. 4th Int. Conf. Audio-and Video-based Biometric Person Authentication*, pp. 574-583, 2003.



조 응 군

2005년 연세대학교 컴퓨터과학과(학사)
2005년~2007년 연세대학교 컴퓨터과학
과 석사. 관심분야는 생체인식, 패턴인식



홍 진 혁

2002년 연세대학교 기계전자공학부 정보
산업전공 졸업. 2002년~2004년 연세대
학교 컴퓨터과학과 석사. 2004년~현재
연세대학교 컴퓨터과학과 박사과정. 관심
분야는 지능형 에이전트, 패턴인식, 바이
오인포메틱스



조 성 배

1988년 연세대학교 전산과학과(학사)
1990년 한국과학기술원 전산학과(석사)
1993년 한국과학기술원 전산학과(박사)
1993년~1995년 일본 ATR 인간정보통
신연구소 객원 연구원. 1998년 호주
Univ. of New South Wales 초빙연구
원. 1995년~현재 연세대학교 컴퓨터과학과 정교수. 관심분
야는 신경망, 패턴인식, 지능정보처리