

# 손 모양 인식시스템에서 성능 향상을 위한 특징 파라미터 추출

## Extraction of Feature Parameter for Performance Enhancement on Hand-Geometry Recognition System

박주원\*, 김영탁\*, 김수정\*\*, 탁한호\*\*\*, 이상배\*

\* 한국해양대학교 전자통신공학과 대학원

\*\* 동명정보대학교 정보기술원

\*\*\* 진주산업대학교 전자공학과

Ju-Won Park\*, Young-Tak Kim\*, Soo-Jong Kim\*\*, Han-Ho Tack\*\*\*, Sang-Bae Lee\*

\* Dept. of Electronic & Communication Engineering, Korea Maritime University

\*\* Inst. of Information Technology, Tongmyong Univ. of Information Technology

\*\*\* Dept. of Electronic Engineering, Jinju National University

E-mail : gaemul@hotmail.com

### 요 약

최근 몇 년 동안 사람들의 고유한 생리적인 특징을 이용한 생체 인식은 새로운 학문으로서 연구 및 개발이 활발하게 진행되고 있다. Hand-Geometry는 생체 인식의 확인 그리고 취득의 편리 때문에 식별 그리고 확인을 위하여 사용되고 있다. 그러므로, 본 논문은 이러한 특징을 가지는 손의 기하학적인 Hand-Geometry 인식 시스템을 제안하고자 한다. 해부학적인 관점에서, 인간의 손은 길이, 폭, 두께, 기하학적인 모양, 손바닥의 모양, 그리고 손가락들의 기하학적인 모양까지 특성으로 나타내어 질 수 있다. 그러나 특징 데이터 가운데 사용자의 Hand-Geometry의 특징에 따라 길이 데이터가 변하는 것을 실험적으로 발견하였다. 따라서 이와 같은 가변적인 길이 데이터를 안정화시키기 위하여 본 논문에서는 길이 데이터의 기준점을 손톱 아래 점으로 정하고, GA를 적용하여 보다 안정된 특징점을 추출하였다. 본 논문에서 제안한 Hand-Geometry 인식 시스템은 성인 20명의 개인에 대해 100개의 측정 데이터에 기인한 확인 결과를 제시한다. 인식 과정은 320×240의 이미지로 실험하였고 인식 과정의 결과는 95 %의 적중률과 0.020의 FAR로 나타났다.

### 1. 서론

최근 몇 년 동안 인간의 고유한 생리적인 특징을 이용한 생체 인식은 새로운 학문으로서 연구 및 개발이 활발하게 진행되고 있다<sup>[1]</sup>. 이러한 생체 인식 시스템은 전통적으로 출입 통제 시스템에 적용되어 왔으며 근태 관리, 범죄 수사용, 현금 자동 지급기, 전자 상거래용 인증 시스템 등에 응용되고 있다.

본 논문에서는 1980년대에 이르러 세계적으로 생체 인식 분야에서 주목받기 시작한 손을 이용한 인식 가운데 손 모양을 인식하고자 한다. 손의 기하학적인 구조를 근거로 하는 손 모양 인식은 손가락의 폭, 손바닥의 폭, 손바닥의 두께, 손가락의 길이 등을 포함

하고 있다<sup>[1]</sup>. 그러나 손 모양 인식은 장문(PalmPrint) 인식 방법과 달리 손의 상세한 특징을 나타내는 손의 주름이나 피부색 등의 데이터를 포함하지 않는다<sup>[2]</sup>. 따라서 본 논문에서는 손 모양을 Hand-Geometry라 지칭하고, 손의 기하학적인 구조에 근거하여 Hand-Geometry의 특징을 나타낼 수 있는 여러 특징 데이터를 선정하고 추출하여 인식하는 PC 기반 Hand-Geometry인식 시스템을 구현하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 실제 구현한 영상 획득 시스템에 대하여 설명하고, 제 3장에서는 손 모양 특징 추출 방법에 대하여 논의한다. 제 4장에서는 GA를 기반으로 nail영역을 추출하

는 과정에 대하여 고찰하였으며, 제 5장에서는 PC를 기반으로 손 모양 인식의 최종 결과를 하드웨어적으로 확인하고, 마지막으로 제 6장에서는 결론을 제시하였다.

## 2. 영상 획득 시스템

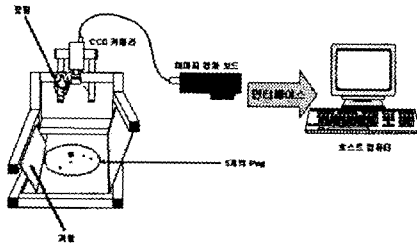


그림 1. 영상 획득용 시스템

그림 1은 본 논문에서 Hand-Geometry 영상을 획득하기 위해 직접 제작한 영상 획득 시스템이다. 영상 획득 시스템은 광원, CCD 카메라, 한 개 거울 그리고 평면, 평면에 박힌 5개의 peg으로 구성되고, 컴퓨터에 장착되어 있는 이미지 캡처 보드로 구성된다. 본 논문에서 제시한 영상 획득 시스템을 통하여 획득한 영상을 영상 획득 시스템과 연결된 PC의 모니터로 그림 2와 같이 확인 할 수 있다.

그림 1과 같은 영상 획득 시스템을 이용하여 그림 2와 같은 Hand-Geometry 영상을 획득하기 위해서는 그림 2와 같이 사용자의 오른손을 평면에 놓는다. 이때, 사용자의 손은 5개의 peg을 살며시 감싸듯이 아래쪽으로 향하게 놓게 한 후 영상을 획득한다.

## 3. Hand-Geometry의 특징 데이터 추출

본 논문에서 제시하고 있는 Hand-Geometry 인식 시스템은 인간의 손이 가지는 기하학적이고, 이상적인 생체 특징에 기반을 두고 제작된 것이다.

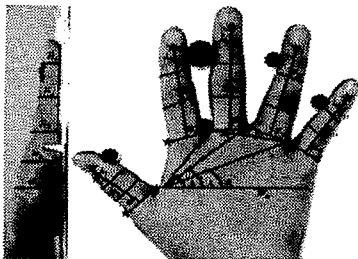
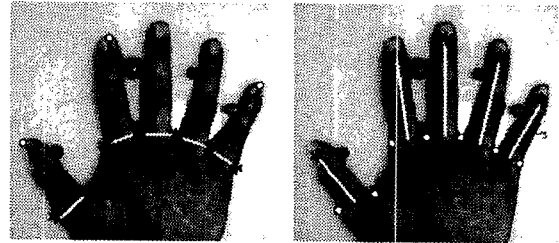


그림 2. 특징데이터 정의

손의 기하학적인 특징들을 나타내는 데이터들은 시스템의 설계자가 임의로 선정 가능하다. 따라서 본 논문에서는 그림 3과 같이 30개의 특징 데이터들을 제안하였고, 선정된 데이터들은 각각 5개의 손가락에 대한 길이 데이터 ( $L_1 \sim L_5$ ), 5개의 손가락에 대한

폭 데이터 ( $W_1 \sim W_{15}$ ), 손바닥의 폭 데이터 ( $W_{16}$ ), 손의 두께 데이터 ( $H_1 \sim H_5$ ), 손가락들 간의 기하학적인 위치를 나타내는 각 데이터 ( $A_1 \sim A_4$ )들과 같다.



(a) 손가락 기준선 (b) 손가락 길이  
그림 3. 손가락 기준선과 길이의 위치

그림 3과 같이 손가락과 손가락 사이에 골을 이루는 점들을 골 점 (VP ; Valley Point)이라 한다. VP와 관련된 5개의 선, 즉 VP와 반대편 위치에 있고, 손의 가장자리에 있는 점 각각을 이은 선 ( $W_1, W_4, W_7, W_{10}, W_{13}$ )을 손가락 기준선 (FB ; Finger Baseline)이라 한다. FB의 위치는 그림 4의 (a)에 나타내었다. 손가락 길이 (FL ; Finger Length)는 FB의 중심점과 FT를 연결한 선이라고 대부분 생각할 것이다. 그러나 본 논문에서는 FT가 아닌 손톱 아래 (NB ; Nail Bottom) 점과 FB의 중심점을 연결한 선을 FL로 정의하였다.

매일 자라나는 사람의 손톱(nail)의 길이에 따라 손가락의 길이 데이터가 달라졌고, 측정할 때마다 달라지는 손가락의 길이 데이터는 매번 인식하는 과정에서 가변적인 결과 값으로 처리되어 결국 인식 결과에 나쁜 영향을 주는 것을 실험적으로 확인하였다. 이러한 결과는 본 논문에서 제시하고자 하는 Hand-Geometry 인식 시스템의 신뢰성을 크게 저하시키게 되었다. 따라서, FL은  $L_1 \sim L_5$ 로 표시하고 이 데이터들의 위치는 위의 그림 3의 (b)와 같이 나타낼 수 있다.



(a) 손가락 폭 (b) 손바닥 폭, 각 (c) 손 두께의 위치  
그림 4. Hand-Geometry의 특징 데이터 구성

손가락의 폭 (FW ; Finger Width)은 그림 4의 (a)와 같이 나타낼 수 있고, FW는 앞에서 구한 FL을 이용한다. 각각의 손가락의 길이를 세 등분하는

위치가 바로 FW의 기준점이 된다.

$W_2, W_3, W_5, W_6, W_8, W_9, W_{11}, W_{12}, W_{14}, W_{15}$ 로 표기한다. 앞에서 언급하였듯이 2절에서 제시한 FB 데이터  $W_1, W_4, W_7, W_{10}, W_{13}$ 도 FW 데이터에 포함된다. 그림 4의 (b)는 손바닥의 폭(PW ; Palm Width) 및 각(angle) 데이터를 나타내고 있다. PW 데이터  $W_{16}$ 은 Thumb Finger와 Index Finger 사이의 VP를 기준으로 그림 8과 같은 방법을 사용하여 얻어진 길이를 말한다. 또, angle 데이터는 손가락들 간의 기하학적인 위치 관계를 나타내는데, 이 데이터들은 각각  $A_1 \sim A_4$ 로 표기하고 다음과 같은 방법으로 구한다. 그림 4의 (c)와 같이  $H_1 \sim H_5$ 로 표시되는 데이터는 손의 두께(HH ; Hand Height)를 나타낸다. HH 데이터는 측면에 설치된 거울에 반사되어 획득한 이미지를 통하여 구할 수 있다.

#### 4. GA를 이용한 Hand-Geometry의 특징 데이터 추출

본 장에서는 영상 획득 시스템을 바탕으로 획득한 실제 Hand-Geometry 영상에서 특징을 검출하는데, 탐색 성능이 뛰어난 GA를 적용하여 Hand-Geometry 특징 데이터를 추출하는 영상 처리 과정에 대하여 논의한다.

##### 4.1 GA를 이용한 특징점 추출

아래의 그림 5와 같이 Hand-Geometry의 특징 데이터 가운데 길이에 해당하는 데이터는 다른 데이터보다도 사용자의 Hand-Geometry의 특징의 변화가 가장 심한 부분으로 nail의 길이와 색 등의 변화에 따라 FT(FT ; Finger Tip)의 위치는 변하게 된다. 따라서 Hand-Geometry의 FT를 그대로 사용하기에는 시스템의 신뢰성 문제에 나쁜 영향을 미치므로, 본 논문에서는 손의 FT 대신에 NB(NB ; Nail Bottom)를 사용하였다. 그러나 NB를 추출하는 문제 역시 nail의 길이의 변화에는 둔감하나 색의 변화에는 민감하여 일반적인 영상 처리 기법만을 사용하여 해결하기에는 어려움이 있었으므로, 본 논문에서는 탐색 알고리즘으로 우수한 성능을 가지는 GA를 사용하여 NB를 검출하는 것을 제안하고자 한다.

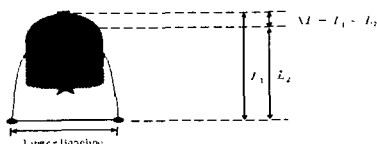


그림 5. 손가락 끝점의 위치

##### 4.2 GA를 사용한 Nail Bottom 검출

전체 처리 과정 중 GA를 이용하여 NB의 값을 검출하기 위한 처리 순서는 그림 6과 같다.

입력된 Hand-Geometry의 칼라 영상을 이진화하여 영상 내부에 있는 nail의 영역을 찾기 위해 라벨링(labeling) 기법을 적용한다. 라벨링 기법은 인접하여 연결되어 있는 모든 화소에 동일한 번호(label)를 붙이고 다른 연결 성분에는 또 다른 번호를 붙이는 작업으로서 라벨링된 각각의 영역에 대해 크기나 구멍의 수, 경계 형상 등의 특징을 조사하여 인식하기 위한 자료로 사용된다. 이와 같이 라벨링된 영상의 중심 좌표를 구하여 nail의 색과 기하학적인 특성을 조사하여 NB의 좌표값을 검출하였다.

그러나 단순히 영상 처리 기법만을 적용하여 얻어진 NB의 좌표값은 조명이라든지, nail의 색에 민감한 영향을 받아 대상물에 따라 검출에 어려움이 있었다. 따라서 그림 6에서와 같이 GA를 이용하여 외부적인 환경에 보다 더 강인하고 안정적인 nail의 영역을 검출하였다.

입력된 영상의 라벨링 된 결과를 초기 유전자 집단으로 생성하여 기하학적 특징에 의한 영역 평가를 하고 적합도를 계산한 후, 재생산을 통하여 새로운 개체를 생성한다. 새로운 개체에 대한 영역의 중심 위치를 추출하고 기하학적 특징에 의한 영역 평가를 거친 후, 적합도를 평가하고 현재의 개체와 비교하여 만족스러운 결과를 얻으면 NB 값을 검출하고, 그렇지 않으면 다시 재생산 단계로 돌아가게 된다.

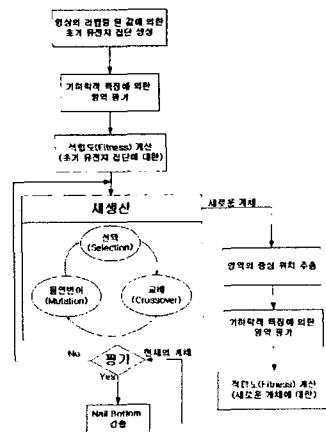


그림 6. GA 흐름도

본 논문에서 라벨링 기법을 적용하여 얻어진 영역의 기하학적인 평가는 nail의 기하학적인 특징을 충분히 표현할 수 있는 다음과 같은 타원도 검사를 통하여 이루어졌다.

$$\frac{(x - cx)^2}{a^2} + \frac{(y - cy)^2}{b^2} = 1 \quad (1)$$

여기서,  $a$ 와  $b$ 는 타원의 반축이고,  $cx$ 와  $cy$ 는 중심점이다.

또 영상의 크기가  $320 \times 240$  임으로 각각의 범위는 다음과 같다.

$$a \in [0, 160], b \in [0, 120] \quad (2a)$$

$$cx \in [0, 320], cy \in [0, 240] \quad (2b)$$

적합도 평가는 식 (3)과 (4)로 표현되는 목적함수에 의해 이루어진다.

$$e = HSI_{old} - HSI_{new} \quad (3)$$

$$F(s) = C - \log(e), s \in S \quad (4)$$

본 논문에서는 길이에 안정한 데이터로 사용 가능한 NB의 검출을 위하여, 라벨링 결과로 얻어지는 영역에 타원도 검사를 실행하여 nail의 영역의 검출을 시도하였다. 그러나 실제 영상 처리 기법으로는 nail 영역 이외의 다른 영역들도 추출되어지므로, 칼라로의 접근을 시도하였다. 다시 말해서, R, G, B로 표현되는 입력 영상을 HSI 공간을 해석하여 GA의 목적함수로 식 (3)과 (4)를 사용하여 원하는 nail의 영역만 추출하였다. 식 (3)의 결과값인  $e$ 가 작아질수록 식 (4)의  $F$ 는 점점 커지는 최대화 형태의 목적함수이다. 여기서 식 (4)의  $C$ 는 한정된  $F$ 의 값을 가능하게 하는 값으로서 실험적으로 얻어진 일정한 상수이다. 본 논문에서 사용한 GA의 파라미터는 <표 1>과 같다.

표 1. GA의 파라미터

목적함수	최대화 $F(s) = C - \log(e), s \in S$
제약조건	$a \in [0, 160], b \in [0, 120]$ $cx \in [0, 320], cy \in [0, 240]$
염색체 개수	36 bit
유전자 개수	1개체
교배확률	0.7
돌연변이율	0.001

### 5. Hand-Geometry 인식 시스템에서의 실험 및 결과

본 장에서는 앞장에서 제안한 GA를 이용하여 추출한 Hand-Geometry의 특징 데이터를 바탕으로 한 PC 기반 Hand-Geometry인식 시스템을 소개하고,

시스템을 통한 실험 및 결과에 대해서 논의한다.

그림 7은 실험 환경을 통한 영상 획득 및 처리 과정을 나타내고 있다.

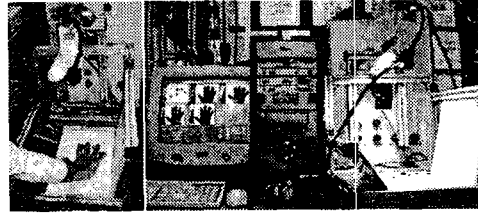


그림 7. 측정 시스템의 구성

그림 8과 그림 9는 GA를 적용하여 검출되어진 nail의 영역에서 추출한 NB의 영상을 나타내고 있다.

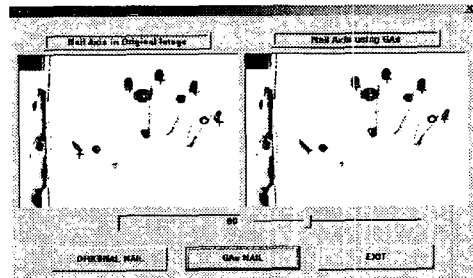


그림 8. 빨간 nail의 nail bottom

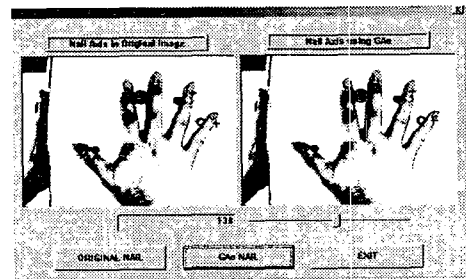


그림 9. 빨간 nail의 nail bottom

그림 8과 그림 9에서 좌측에 있는 영상은 단순히 일반적인 영상 처리 기법을 사용하여 추출한 NB를 나타내고 있고, 우측에 있는 영상은 GA를 적용하여 추출한 NB를 나타내고 있다. 그림에서도 확인할 수 있듯이 일반적인 영상 처리 기법을 사용하여 추출한 NB는 nail의 영역에서 조금씩 벗어나 있음을 알 수 있다. 그러나 GA를 적용하여 추출한 NB는 nail의 영역 내에서 그 값들이 분포하고 있음을 알 수 있다.

그림 10은 칼라 영상에서 얻어진 NB의 값을 바탕으로 원 영상을 그레이 스케일의 영상으로 변환한 후, 3절에서 제시한 방법으로 30개의 특징 데이터를 추출하고 이를 디스플레이 한 결과를 나타내고 있다. 또, 그림 10에서 표현된 수치적인 특징 데이터의 값들은 다음 장에서 Hand-Geometry인식에 필요한 기본 데이터로서 등록되어 사용된다.

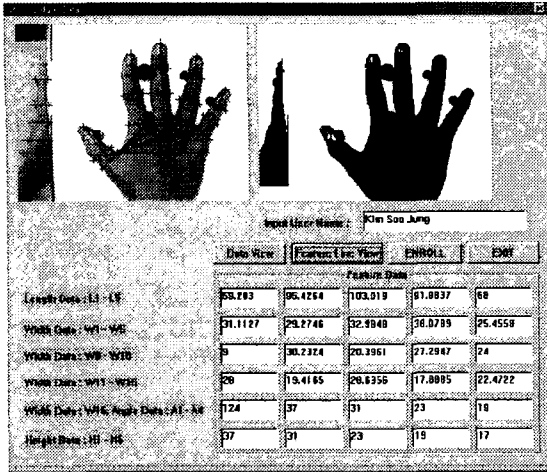


그림 10. 특징데이터의 산출

본 논문에서 사용한 실험 데이터는 성인 20명에 대한 Hand-Geometry 영상으로, 전체 영상은 320 × 240 의 화소를 가지며, 한 화소는 8비트의 분해능을 가지고 24비트의 칼라 레벨의 영상을 사용하였다.

먼저 성인 10명에 대하여 특징 데이터를 등록시킨다. 이미 등록된 성인 10명과 등록되지 않은 성인 10명을 포함한 20명의 대상에 대하여 각각 5번 인식한 실험 결과는 <표 2>와 같고, 인식 과정에서 문턱치에 따른 적중률(hit rate)과 오인식률을 나타내고 있다. 여기서 오인식률은 등록된 영상과 다른 사람의 영상들과 비교하여 계산하였다.

표 2. 시스템의 성능

Threshold	Hit Rate(%)	FAR
30	24	0
40	47	0.003
50	56	0.006
60	69	0.0073
70	70	0.0078
80	72	0.008
90	84	0.0115
100	91	0.017
110	93	0.0181
120	95	0.020
130	95	0.020
140	95	0.020
150	95	0.020

<표 2>에서와 같이 Hand-Geometry인식 시스템은 문턱치가 120에서 150일 때 적중률은 95%이고, 오인식률은 0.020로 고정됨을 알 수 있다. 따라서 Hand-Geometry인식 시스템의 성능은 문턱치가 120에서 150일 때의 성능이 가장 우수하다는 것을 실험적으로 확인할 수 있다.

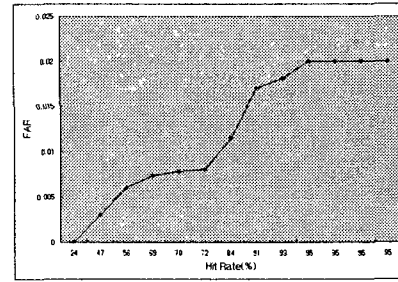


그림 11. 시스템의 성능

그림 11은 <표 2>의 데이터를 기반으로 적중률에 대한 오인식률을 나타내고 있다. 그림 16에서와 같이 Hand-Geometry인식 시스템의 성능을 나타내는 적중률이 95%로 유지되면 오인식률도 0.020로 유지되는 것을 확인할 수 있다.

### 6. 결 론

본 논문에서 제시한 Hand-Geometry인식 시스템은 영상 획득 시스템으로부터 획득한 Hand-Geometry의 칼라 영상에서 특징점 및 특징 데이터를 추출하여 인식한 결과를 하드웨어적으로 구성된 모듈로 확인 가능한 시스템이다. 영상 획득 시스템에 장착된 CCD 카메라를 통하여 실제 Hand-Geometry의 영상을 칼라 스케일로 입력받아 그레이 스케일로 변환하여 30개의 Hand-Geometry의 특징 데이터를 추출하였다. 추출한 특징 데이터를 기반으로 하는 인식 확인 모듈은 PC의 프린트 포트를 이용하여 이전에 등록된 사용자인지의 여부를 가시적으로 확인 가능하도록 구현하였다. 그러나 본 논문에서는 특징 데이터 중에서 nail의 패턴에 따라 변화가 심한 길이 데이터의 기준점을 NB로 정하고, GA사용하여 고정된 데이터를 획득한 결과 본 논문에서 제안한 Hand-Geometry인식 시스템의 신뢰성도 향상시킴을 확인할 수 있었다.

### 참 고 문 헌

- [1] Alexandra L.N. Wong and Pengcheng Shi, "Peg-Free Hand Geometry Recognition Using Hierarchical Geometry and Shape Matching," IAPR Workshop on Machine Vision Applications, pp. 281-284, December, 2002.
- [2] A.K. Jain, A. Ross, and S. Pankanti, "A Prototype Hand Geometry-based Verification System," 2nd International Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication, pp. 166-171, Mar. 1999.
- [3] R. P. Miller, "Finger dimension comparison identification system," US Patent No.3576538, 1971.
- [4] R. H. Ernst, "Hand ID system," US Patent No. 3576537, 1971.