

손등의 정맥패턴 인식을 위한 원형정합방법의 비교 연구

최환수, 박성혁, 정동철\*  
 명지대학교 전기공학과

A Study on the Template Matching Methods  
 for Hand Vein Pattern Recognition

Hwansoo Choi, Seonghyuk Park, Dongchul Jung\*

요 약 문

본 논문은 손등의 정맥패턴을 이용한 개인식별을 위해 개발된 3가지의 알고리즘에 관해 각각의 성능을 비교한 결과를 제시한다. 세가지 방법은 각각 Unsharp Masking을 이용한 이치화 후 정맥과 손등 배경의 면적을 이용한 가중치를 적용한 원형정합 알고리즘[1]과 Kolmogorov Smirnov(KS) statistic[2]을 이용한 매칭 알고리즘을 개선한 방식, 그리고 정맥의 세선화 처리 후 분기점의 좌표, 정맥의 길이, 정맥 가지 사이의 분기각도 등의 특징벡터를 이용한 방법 등이다.

본 연구에서는 전처리 과정에 있어서, 원시영상의 혈관부위와 배경부위의 gray scale 분포가 겹친 상태에서 Unsharp Masking 필터링을 적용한 결과가 기타 다른 전처리 방식보다 우수하게 영상을 강화시킬 수 있음을 확인하였고, 가중치를 이용한 매칭방식이 다른 매칭방식보다 우수함을 확인하였다.

I. 서 론

기존의 바이오메트릭 개인식별 시스템으로는 지문인식, 홍채인식, 장문인식 등이 있으나 사용자 편의성 및 false rejection rate(FRR), false acceptance rate(FAR) 등의 오인식률등에서 많은 장단점들을 보이고 있다. 본 논문에서는 기존의 인식방법과는 다른 손등의 정맥분포 패턴을 이용한 개인식별을 위해 필요한 인식알고리즘에 관한 연구결과를 소개한다.

손등의 정맥분포를 추출하기 위한 과정 중 비교적 힘든 부분은 손등에 분포하는 정맥과 피부 배경과의 gray scale 분포가 상당부분 겹친다는 점이다. 또한 손등영상을 이용한 개인식별장치의 개발을 위해서 저가의 흑백 CCD 카메라를 이용할 수밖에 없는데, 이때 특히 조명의 미세한 변화 및 영상 취득시 object의 미세한 위치변화, 그리고 하드웨어의 내부적인 특성의 변화에도 인식결과에는 많은 오차를 드러내게 된다.

본 논문은 이러한 난점들을 극복하기 위한 방식을 제시하고, 각 방식에 따른 인식률을 비교하며, 각 알고리즘의 개선 방향을 제시한다.

인식방법에 있어서 첫째, 혈관패턴의 인식률을 향상

시키기 위한 방법으로 전처리시 저대역과 고대역필터 처리 후 가중치를 이용한 원형정합방식을 제시한다. 둘째, 기존의 Normalized Correlation(NC)방식[3]에서 발생하는 문제점인 thresholding-related의 문제점을 해결할 수 있는 KS statistic 방식을 개선하여 혈관패턴인식에 적용하였다. 마지막으로 영상을 이치화하여 세선화한 후 특징벡터를 추출하여 이를 매칭하는 방식을 제시할 것이다.

II. 영상의 입력

영상입력은 CCD-Camera를 이용하여 640×480의 영상을 입력받아 사용하였으며, 조명은 적외선 LED를 사용하였다. 입력 원영상의 한 예를 그림 1에 나타내었다.

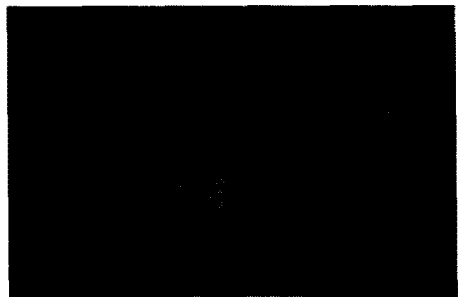


그림 1. 640×480 입력 원영상

각 인식 알고리즘을 적용하기 전에 원시영상에서 정맥이 분포하고 있는 손등의 혈관부위인 ROI (Region of Interesting)를 추출한다. 이는 정맥이 분포한 손등부위와 배경이 되는 바탕부위의 gray level의 차이를 이용하여 손등 부분의 가장 큰 내접사각형을 계산하여 처리하였다. 이를 그림 2에 나타내었다.



그림 2. 추출된 ROI

### III. 인식 알고리즘

#### 1. 가중치를 이용한 원형정합

그림 2에서 혈관을 추출하기 위해서는 일련의 전처리 과정을 필요로 한다. 먼저 체모 또는 불규칙한 지방층으로 인한 잡영의 영향을 줄이기 위하여 저대역필터(lowpass filter)를 거쳐 영상을 평활화 한다. 다음으로 이치화를 돕기 위해 고대역필터(highpass filter) 처리 후 이를 unsharp masking하여 전처리를 하였다. 그러나 unsharp masking후에도 많은 잡영이 남아있으며, 미세하게 혈관부위의 소실 현상이 남아있게 된다. 이를 해결하기 위하여 미디언필터(median filter) 처리를 함으로서 남아있던 잡영을 제거하고 소실된 것으로 추정되는 혈관부위를 복원하게 된다. 그림 3의 (a)-(d)는 전처리의 각 과정을 거친 후의 영상을 보여주고 있다.

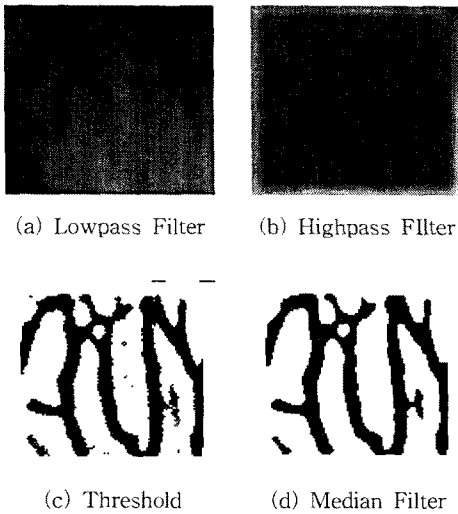


그림 3. 인식 대상 영역의 전처리(a~d)

입력영상은 손의 크기에 따라 ROI가 데이터마다 차이가 있고, 매칭처리를 통한 인식이 다소 많은 시간을 요구하므로 매칭을 위한 영상은 60×40으로 축소 정규화를 하였다. 그림 4는 시간적 차이를 두고 입력한 세 개의 데이터에 정규화 처리를 한 영상을 보여주고 있다.

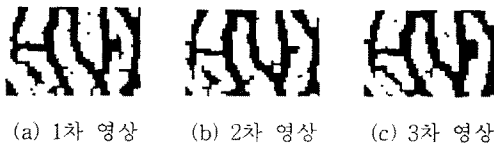


그림 4. 정규화 후의 영상

정규화를 거친 데이터는 중앙부위의 50×30만을 최종 데이터로 저장하였다. 그러나 매칭을 위한 입력영상은 60×40으로 사용하여, 매칭 방식은 그림 5와 같이

데이터가 입력영상을 이동하며 최대의 매칭 포인트를 구하는 것이다. 이렇게 함으로써 데이터와 입력영상의 취득시 발생하는 손등위치의 오차를 줄이는 결과를 가져온다.

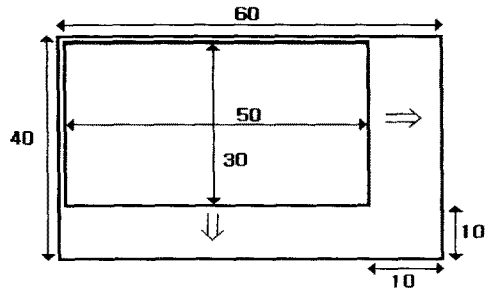


그림 5. 60×40과 50×30영상의 이동 원형정합

식별을 위한 매칭은 혈관부위와 배경부위를 별도로 하였다. 이는 개인에 따라 전체영상에서 혈관 면적 비율이 많은 번이를 보이고 있기 때문이다. 따라서 correlation coefficient를 다음과 같이 정의하였다.

$$C = \frac{\sum_N f(x, y) i(x, y)}{\sum_N f(x, y)} + \frac{\sum_N \bar{f}(x, y) \bar{i}(x, y)}{\sum_N \bar{f}(x, y)} - 1 \quad (1)$$

여기서  $f(x, y)$ 는 원형영상,  $i(x, y)$ 는 이진화된 입력 영상,  $N$ 은 전체 화소의 개수,  $\bar{f}(x, y)$ ,  $\bar{i}(x, y)$ 는 이진화소의 complement를 표시한다. 이때 correlation coefficient  $C$ 는 -1에서 1까지 분포하게 된다.

#### 2. KS(Kolmogorov Smirnov) statistic algorithm을 이용한 인식

KS statistic을 이용하면 원형의 기하학적정보를 이용하여 원형에서 물체(혈관)와 배경(background)부분의 Normalized Cumulative Histogram(NCH)을 추출 후 다음과 같이 최적의 이치화 값을 구할 수 있다.[2]

$$|J(\tau_0)| = \max_{0 < \tau < M} |H(\tau | I_1) - H(\tau | I_2)| \equiv KS \quad (2)$$

여기서  $H(\tau | I_1)$ 은 혈관영역의 NCH,  $H(\tau | I_2)$ 는 배경영역에서의 NCH를 나타내며,  $\tau_0$ 는 최적의 이치화 값을 나타낸다.

본 논문에서는 식(2)의  $|J(\tau_0)|$ 값을 원형과 입력 영상의 유사도(similarity measure)로 사용하여 정합을 시도하였다.

#### 3. 정맥의 특징벡터를 이용한 개인식별

손등의 특징벡터로서 손등의 영상을 전처리 과정을 통하여 정맥 부분을 세선화한 후 가지의 분기점 좌표, 가지의 길이, 가지 사이의 분기각도를 추출하여 데이터 매칭을 하였다. 그림 6은 시간적 차이를 두고 입력한 동일한 손등 데이터의 세선화 영상을 보여 준다.



(a) 1차 입력 영상 (b) 2차 입력 영상

그림 6. 세선화 영상

그림 7은 정합에 사용한 특징벡터를 보여주고 있다.

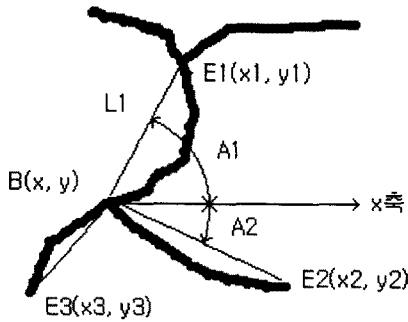


그림 7. 정맥의 특징벡터

$B(x, y)$ 는 분기점을 나타내고 있다. 가지의 길이는 분기점에서 분기점, 분기점에서 끝점까지의 직선거리로 하였다.  $B$ 와  $E1$ 의 가지의 길이  $L1$ 은

$$L1 = \sqrt{(x1-x)^2 + (y1-y)^2} \quad (3)$$

이다. 가지점  $B$ 로부터의  $x$ 축에서 분기점  $E1$ 사이의 각  $A1$ 은

$$A1 = \arctan((y-y1) / (x-x1)) \quad (4)$$

이고,  $x$ 축에서 끝점  $E2$ 사이의 각  $A2$ 를 더한  $A1+A2$ 가 가지  $E1$ 과  $E2$ 사이의 분기각이다.

#### IV. 실험 및 결과

제시한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 다음과 같은 prototype 시스템을 구성하였다. 입력장치는 RS-170 CCD 카메라와 DT-3155 Frame grabber를 사용하였고, 알고리즘의 구현은 C언어를 사용하여 펜티엄 PC상에서 이루어 졌다. 실험 데이터는 무작위로 추출한 남녀 100명을 대상으로 하였다. 표 1은 unsharp masking 여과 후 가중치를 이용한 원형정합의 인식률과 KS statistic을 이용한 방식의 인식률을 보여 준다.

실험 대상 : 100명

	인식 (명)	오인식 (명)	인식률 (%)
가중치를 이용한 원형정합	97	3	97
KS를 이용한 원형정합	86	14	86

표 2. 가중치와 KS방식을 이용한 인식률 비교

정맥의 특징벡터를 이용한 인식방법은 70%미만의 저조한 인식률을 보였다.

표 2는 각 인식 알고리즘의 장단점을 비교하고 있다.

	장 점	단 점
가중치 인식	-높은 인식률. -데이터 변형에 강함.	-많은 데이터량. -긴 처리시간.
KS 인식	-전처리 시간단축. -부분매칭에 강함.	-가중치 인식에 비해 낮은 인식률.
특징벡터 인식	-적은 데이터량. -짧은 매칭시간.	-입력데이터 변화에 매우 민감.

표 3. 각 인식방법의 장, 단점

#### V. 결 론

본 논문은 바이오메트릭 개인식별 수단을 위한 손 등의 정맥분포 패턴을 인식하기 위한 3가지 정합방법에 대해 기술하였으며, 이들을 이용한 구현결과 및 성능의 비교결과를 제시하였다.

비교결과 unsharp masking을 통한 영상의 평활화 후 원형에서의 혈관분포정보를 이용한 가중치 정합을 이용한 결과가 KS statistic 및 특징벡터 정합방법보다 우수한 결과를 나타냄을 확인하였다.

#### 참 고 문 헌

- [1] 최환수, 박기태, 정동철, "손의 바이오메트릭을 이용한 개인 식별에 관한 연구," 제 10회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표논문집, pp.105-110.
- [2] X. Fernandez, "Template Matching of Binary Targets in Gray-scale Images : A Nonparametric Approach," The Journal of the Pattern Recognition Society, No.7-9, pp.1175-1182, 1997.
- [3] Dana H. Ballard, Christopher M. Brown, Computer Vision, New Jersey: Prentice-Hall, 1982.