

그래프 이론에 의한 손 정맥 패턴 인식에 관한 연구 (A Study on the Recognition of Hand Vein Pattern using Graph Theory)

조민환(Cho Meen Hwan)¹⁾

요약

본 논문에서 개개인의 인증을 위한 그래프 이론을 사용한 손등 표면의 정맥 패턴의 인식을 알고리즘을 제안하였다. 개인 고유의 손 정맥 패턴의 데이터이미지를 사용하여 우리는 기대되는 응답의 측정을 위한 그래프 이론의 틀 내에서 매칭 알고리즘을 사용했다. 전처리과정을 통해 캡쳐된 이미지는 좀 더 날카롭고 명료하게 변환하였으며 세선화하였다. 세선화 후 이 이미지는 다시 정규화하여 노드와 에지셀을 갖춘 그래프를 만들었다. 이 정규화된 그래프는 인접 매트릭스를 만들 수 있었으며, 개개인의 정맥 패턴으로부터 각각의 인접 매트릭스는 달랐다. 우리는 개인의 정맥 패턴은 실험을 통해 생체인식의 새로운 방법으로 접근할 수 있었다.

Abstract

In this paper, we proposed an algorithm for personal identification of dorsal surface pattern of hand vein pattern using graph theory. Using dense range data images of the hand vein pattern, we used matching algorithm within the frame work of graph theory for the determination of the desired correspondence. Through preprocessing, the captured images are more sharp, clear and thinning. After thinning, the images are normalized and make graph with node and edge set. This normalized graph can make adjacent matrix. Each adjacent matrix from individual vein pattern are different. From examining the performance of individual vein patterns, we can approach performances well kind biometric technique.

논문접수 : 2009. 11. 20.
심사완료 : 2009. 12. 04.

1)정희원: 창원전문대학 멀티컨텐츠정보과 조교수

1. 서 론

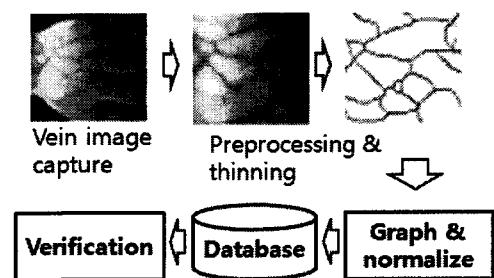
지난 수십 년 동안, 음성, 지문, 홍채, 얼굴과 정맥인식과 같은 생체인식 정보를 사용하여 개인의 구별 또는 식별하기 위한 수많은 작업들이 연구되어 왔다. 지식 기반 인식방법은 문장, 숫자 혹은 혼합된 형태로 그의 혹은 그녀의 정체성을 입증할 수 있게 하기 위해 기억해야하는 문제점들이 있다. 하지만 개인의 생체인식은 얼굴, 지문, 홍채, 목소리 등과 같은 구별되는 개인의 특성을 사용하여 개개인을 인식함으로서 항상 휴대하여 잊어버릴 염려가 없고 복제할 수 없어 매우 유용한 인증 방법으로 사용될 수 있다. 생체인식의 장점은 이 특성들이 잊혀지지 않고, 잊어버리거나 훔쳐질 수가 없다는 점이다. 게다가 생체인식의 사용은 검사 절차가 빠르고 또한 친숙하며 정확성이 지속적으로 향상될 수 있다. 여전히 이것은 생체인식이 모든 인식 시스템의 목적을 위한 만병통치약을 말하는 것은 아니다. 특히 측정가능하고 구별가능하고 유일성을 가지는 생체특징 조합을 만들기 위해 아직 많은 요소들을 고려해야 한다. [2][4][9]

손 정맥 패턴 인식 기술은 컴퓨터 비전과 통계적인 추론 그리고 광학의 결합이다. 이것의 목적은 손 정맥 패턴 안에 보이는 랜덤패턴의 수학적인 분석에 의해 개인의 정체성을 실시간, 높은 정확성을 갖추기 위함이다. 왜냐하면 손 정맥 패턴은 사고에 의한 부상 없는 삶을 통해 안정하려는 랜덤 본질을 가지고 있다. 따라서 이것은 여권과 같은 역할을 할 수 있다. [1][2]

손 정맥 이미지는 카메라로 투여되고 고객에게 전달된다. 전처리과정을 통해 정맥 이미지

는 sequence enhancement, 제거된 소리, 이진화 이미지와 세선화로 바뀌게 된다. 세선화 이미지로부터 이 시스템은 그래프를 만들고 인접한 매트릭스를 만든다. 동일하다는 증명을 위한 조작된 인접 매트릭스는 네트워크를 통해서 서버로 전달된다. 서버에 있는 데이터베이스에서 현재의 기록된 인접 매트릭스는 미래 비교를 위해 저장된다. 이 서버에서 이 시스템은 현재의 손 정맥 패턴의 인접 매트릭스와 데이터베이스에 참고로 기록된 인접 매트릭스의 구성요소들을 비교를 한다. 비교 후 인식의 결과는 고객에게 전달된다.[3][4][5][7]

네트워크를 통한 손 정맥 패턴 인식 시스템의 사용을 그림 1에서 보여준다.



(그림 1). 손등 인식시스템
 (Fig. 1). Diagram of hand vein pattern recognition system

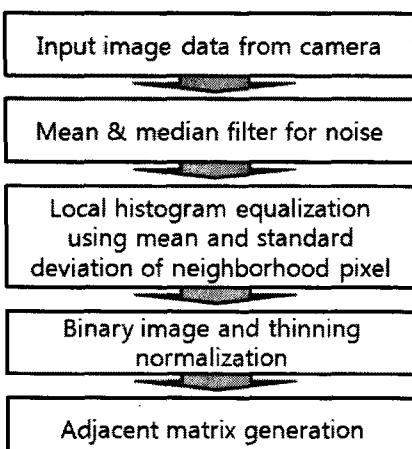
II. 전처리과정

만일 256레벨의 블랙과 화이트의 이미지를 이진영상으로 변환할 때 이미지의 원 이미지에 내포된 모호함 잡음으로 인하여 으로 인하여 문제를 야기할 수 있다. 이러한 현상은 이미지 획득 시 조사광의 강도, 검사자의 건강 상태 등에 따라 달라질 수 있어, 환경에 따라 영상 획득에 많은 어려움이 있음을 예상할 수 있다.

그림 2는 전체 이미지처리과정을 보여주고 있다. 주어진 이미지를 중간값 필터와 평균 필터링을 통해 연결되지 않는 점들은 연결하고, 히스토그램 평활화를 통해 가장자리의 대비를 향상시켰다. 히스토그램에서 문턱치값을 설정하여 이진화영상을 만든 다음 세선화 처리를 수행하였다.[1][6][8]

그림 3의 크기는 a) 160*120의 bmp파일이며, 9*9 로우패스필터와 9*9 메디안필터는 가우시안 노이즈와 임펄스 노이즈를 줄이기 위해 사용되어졌다.

손 정맥 이미지로부터 샘플을 얻는 동안 전달된 빛은 등등하게 분배되지 않는다, 그래서 256레벨 분포는 다르게 보여지고, 부분적으로 빛의 밝기가 다르다.



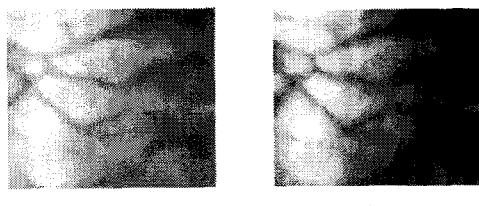
(그림 2). 전처리 흐름도
(Fig. 2) Preprocessing Flowchart

이 같은 경우 히스토그램 평활화는 좀 더 명료한 이미지를 만들기 위해 사용될 수 있다. 그림 3 b) 9*9 크기의 마스크를 사용하여 표준편차와 로칼, 전역평균값을 이용한 통계적 로칼 히스토그램 평활화 처리 결과를 보여준다.

전처리된 그림 3 b)의 이미지에서 결 정보를 추출하기 위해 적절한 문턱치 값을 이용하여 이진화 영상을 만들어야 한다.

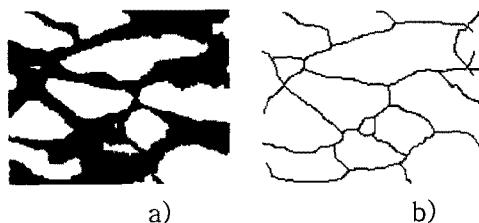
그림 4 a)는 그림 3b로부터 만들어진 이진화 영상을 보여주며, c)는 세선화 영상을 보여준다.

이 때 사용된 문턱치 값은 그림 3b)의 수직성 분 평균값이 그림 4 a)에서 수직변환에 동적으로 적용되었다.



a) b)

(그림 3). 원시 이미지
(Fig. 3) raw image from camera



a) b)

(그림 4). 그림 3의한 이진화 및 세선화 이미지
(Fig. 4) binary & thinning image from Fig. 3

III. 그래프 표현과 인접행렬 요소 설정

그래프에 기초한 형태적인 접근법과 그것의 알고리즘은 결인식을 해결하는데 유용한 방법 중 하나로 많이 사용되고 있다.

그림 4 b) 세선화 이미지로부터, 우리는 다음과 같은 규칙에 따라 새로운 노드를 만들기 위한 그래프 정규화의 방법을 제안한다.

: 인접 노드사이의 거리가 20 픽셀이 되지 않

으면 2노드는 합병하고 합병된 노드의 좌표
축은 두 노드 중간에 설정된다.

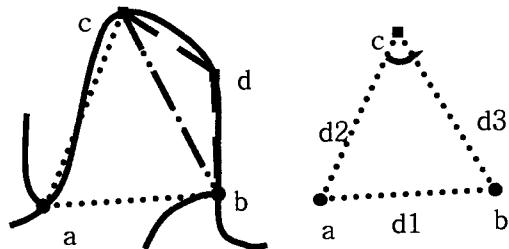
: 끝 점은 노드 셋에 포함하지 않는다.

: 노드 a부터 노드 b까지 d1이라 하고, 노드a
부터 노드 c를 d2, 노드b부터 노드 b를 d3
이라 하고(그림 5),

만일 $\text{MAX}((d2 + d3) > 1.3 * d1)$, 가 있다면
그때 새로운 c노드가 생성된다.

: 위의 방법에 따라 노드 b와 노드 c는 또한 새로운 노드 d가 생성된다.

: 새로운 노드가 생성되지 않을 때까지 우리는 새로운 노드 생성은 계속된다.



(그림 5). 곡률에 따른 새로운 노드 생성
 (Fig. 5) new node creation at the curvature

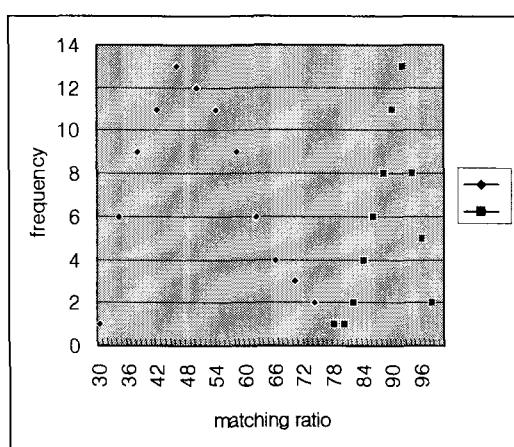
그림 5 는 곡률로부터 새로운 노드 창조의 방법을 그렸다. 새로운 노드의 창조에 따라 이웃 노드 사이의 유닛 거리는 노드 중의 가장 짧은 기하학적 거리(D_s)로 설정하였다. 이웃 노드와의 쌍 중에 끝의 가중치는 연결된 쌍 노트의 기하학적 거리(D_s)를 가진다. 가중치의 라벨을 가진 n -node graph $G=(X, E)$ 는 $n \times n$ matrix $A=[a_{ij}]$ with E_{ij} 인 인접 매트릭스에 의해 묘사될 수 있다.

$$a_{ij} = \begin{cases} Eij & \text{if } edge(i,j) \in E \\ 0 & \text{if } edge(i,j) \notin E \end{cases}$$

그림 6은 그림 4 b) 이미지로부터 만들어진 정규화된 그래프의 인접 매트릭스이다. 노드의 지표는 노드(x,y)의 좌표의 첫째 y값 분류로부터 만들어진다. 참조 인접 매트릭스의 결과와 입력 손 정맥 패턴의 비교는 매칭 비로 만들어 진다. 우리는 많은 비교들을 이행할 수 있다. 같은 손 정맥 패턴과 두개의 다른 패턴의 비교의 대부분의 경우에서. 그림 7은 49%에 근접 한 두개의 다른 패턴(*)의 매칭 비를 보여주고 있다. 대부분의 경우 같은 패턴(■)을 비교하면 매칭비는 94%정도 된다.

0 8 7 0
8 0 0 0 0 0 4 0
7 0 0 0 3 0
0 0 0 0 3 0 0 0 3 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 3 3 0
0 0 0 0 0 0 0 0 3 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 4 0 0 0 0 0 3 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 3 0 0 6 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 3 0 3 0 0 0 0 0 0 0 9 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 1 0 0 6 0 0 2 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 2 0 2 0 0 6 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 2 0 2 0 7 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 1 4 0 0 0 0 2 0 0 0 0 2 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 9 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 7 6 0 0 0 0 0 0 1 2 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 2 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 4 0
0 0 0 0 0 0 1 8 0 0 0 0 0 3 0 0 0 0 8 0 0 0 0 0 0 0 0
0 8 0 0
0 4 0 0 0
0 0

(그림 6). 그림 4. b)의 인접 매트릭스
 (Fig. 6) Adjacency matrix of Fig. 4 b)
 thinning image.



(그림 7). 매칭 비율 그래프모델

(Fig. 7) Matching ratio using graph model.

V. 결론

우리는 그래프 이론을 사용하여 손 정맥 패턴을 매칭할 수 있는 방법에 대해 연구하였다. 본 알고리즘은 손가락이나 망막과 같은 유사한 문제들에도 적용할 수 있다. 우리는 작은 집단을 대상으로 실험을 하였다. 더 많은 실험 대상과 새로운 노드를 창조하기 위한 넓은 적용은 좀 더 안정적인 결과와 적용을 위해 요구될 것으로 판단된다. 우리의 식별 기술은 컴퓨터 네트워크와 워크스테이션, 테스크탑 컴퓨터, ATM기계, 기타 접근을 허용하거나 막을 수 있는 장비에 사용될 수 있다. 이것은 여권의 종류나 암호 등의 역할을 할 수 있다.

참 고 문 헌

[1] Rafael C. Gonzalez & Richard E. Woods, "Digital image Processing",

2nd Ed., p.351, Prentice Hall, 2001

- [2] Donyun Kim & Dongsub Cho, "Texture Segmentation Using Competitive Learning Algorithm with Pyramid approach.", IEEE , ICAR '97 Monterey, CA, July 7~9, 1997
- [3] Felicia M. Vinrotter, Ramakant Nevatia, Keith E. Price,"Structural Analysis of Natural Textures," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, Vol PAMI-8, Nol, pp76-89, Jan. 1986.
- [4] Jih-Ming Feng, Taoi Hsu, Jiann-Ling Kuo, " Texture Analysis Based Affine Transform Coding", IEEE, 1999
- [5] Simona E.Grigorescu, Nicolai PetKov, and Oeter Kruizinga, "Comparison of Texture Features Based on Garbor Filters", IEEE Trans Image Processing, vol.11. 10. October 2002
- [6] T. Randen and J. H. Husoy, "Texture segmentation using filters with optimized energy seperation," IEEE Trans. Image Procesing, vol. 8 p.571, Apr 1999
- [7] J.Crank,H.G.Martin,D.M.Melluish,"oxford Applied Mathematics and Computing Science Series", Clarendon press, 1979
- [8] 조민환, 허정연, "홍채인식을 위한 동공중심점 탐색 알고리즘에 관한연구", 한국컴퓨터정보학회, 논문집 제11권 제1호, pp19-25, Jun, 2006.
- [9] 이민호, 황대동, 최형일, "얼굴의 피부색과 정보를 이용한 실시간 얼굴 인식", 한국컴퓨터정보학회, 논문집 제2권 제1호, pp173-176, Jan, 2009.

조민환



1989년 3월 승실대학교
산업대학원 전자계산학과
(공학석사)
2001년 2월 경남대학교 대학원
컴퓨터공학과(공학박사)
1994년 3월 ~ 현재
창원전문대학
멀티컨텐츠정보과 조교수