신경망을 이용한 지문 영상의 후처리 알고리듬

이성구, *박원우, *김상희
금오공과대학교 전자공학부
e-mail : degquilla@hanmail.net

Postprocessing Algorithm of Fingerprint Image Using Neural Network

Sung-Koo Lee, *Won-Woo Park, *Sang-Hee Kim
Kumoh National Institute of Technology

Abstract

The postprocessing of fingerprint image are widely used to eliminate the false minutiae that caused by skeletonization. This paper presents a new postprocess
-ing algorithm of the skeletonized fingerprint image using SOFM. The proposed postprocessing method showed the good performance for eliminating the spurious minutiae.

I. 서론

개인 인증시스템의 중요성이 날이 갈수록 커져가고 있다. 최근에는 생물학적 인식 방법을 이용한 인증이 늘어나는 추세이다. 이 중에서도 지문을 용한 인증 시스템은 사람마다 고유한 지문을 가지고 있고, 시간이 지나도 변하지 않고, 무엇보다 사람들이 손쉽게 사용할 수 있는 이유로 얼굴, 홍채인식 등의 다른 생체 인식 방법보다 많이 쓰이고 있다.

지문의 영상을 처리하기 위해서는 지문 영상을 획득한 후 다른 인식 시스템에 적용하기 위해서 세선화의 과정이 있어야한다. 원 영상을 컴퓨터가 처리하기 에는 많은 문제점이 있기 때문에 세선화 과정이 꼭 필요하게 되는 것이다. 그런데 이 세선화 과정을 거치게 되면 세선화가 되면서 지문 ridge의 끊어짐, island, spot, branch 등의 많은 불필요한 정보들이 생겨난다. 이러한 정보들은 후에 사용하게 될 지문 인식 시스템에서 불필요한 정보로 남게 된다. 이러한 불필요한 정보들을 제거하고자 생겨난 것이 세선화 후처리 과정이라고 할 수 있다. 후처리 과정이라 함은 세선화전에 전처리 과정에서는 한계가 있기에 세선화를 한 영상을 보다 나은 세선화 영상으로 만들기 위함이라고 말할 수 있다. 최근에 정확한 지문인식을 위해 불필요한 정보를 제거하는 후처리 과정에 대한 관심이 높아지고 있는 추세이다. 지금까지는 수학적 연산 그리고, 모폴로지 기법에 의한 후처리를 사용 하고 있었다.

본 논문에서는 지문이 일정한 패턴을 가지고 있다는 점을 착안하여 신경망을 이용해서 깨끗한 세선화 영상을 학습한 후에 세선화 후의 영상에 학습한 패턴을 대치시키는 방법을 이용하여 세선화 과정에서 생겨나는 잘못된 정보들을 제거하고자 한다.

II. 신경망(Neural Network)

1. 신경망의 배경

인간의 두뇌는 컴퓨터보다 훨씬 많은 개수의 느리게 동작하는 뉴론 들을 가지고 있지만 컴퓨터가 하지 못하는 매우 복잡한 일들을 처리할 수 있다. 인간은 물체를 인식하거나 그것들의 관계들을 파악하고, 언어를 이해하며 기억 장치들로부터 적절한 정보들을 문맥상으로 끄집어내고, 계획을 세우고, 전체적인 범위에서 일부분을 인식하는 능력 등에 대해서 고도로 발달된 컴퓨터보다 우수하다. 이러한 이유로 최근 신경망에 대한 관심이 높아지고 있다.

2. 벡터 양자화

벡터 양자화 방법은 미리 만들어진 벡터 코드 북에서 주어진 왜곡 측도를 이용하여 입력 벡터와 가장 유사한 코드 벡터를 찾아내는 방법으로 입력 벡터의 특성들을 잘 표현할 수 있는 벡터 코드 북을 만드는 것이 핵심이다.

벡터 양자화기 설계과정에서 코드 북을 생성시키는 과정에는 많은 연산이 필요하지만 생성된 벡터 코드 북을 가지고 양자화를 시키는 부호화시간은 상당히 빠르다는 장점이 있다. 이러한 벡터 양자화기는 주로 높은 압축률을 요구하는 영상부호화 방법으로 사용되고

있다 [1].

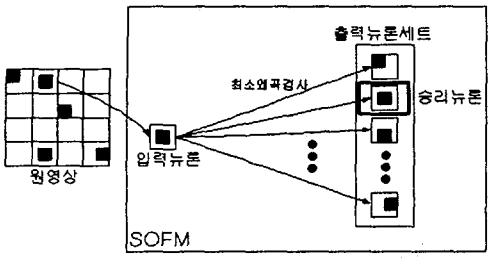

그림 2.1 벡터양자화기 블록 다이어그램

그림 2.1은 벡터 양자화기를 사용하여 원 영상을 인덱스로 부호화하는 과정과 생성된 인덱스를 가지고 복원영상으로 복호화 하는 과정을 나타낸다.

3. SOFM(Self Organizing Feature Map)

신경망의 학습 방법에는 크게 입력패턴과 함께 목표 패턴을 주는 교사학습(supervised learning)과 입력 패턴만 주고 이에 따른 목표 패턴이 주어지지 않는 비교사학습(unsupervised learning)이 있다. 교사 학습법은 출력 결과가 의도하는 목적 패턴과 일치하는지를 지속적으로 검사하며 학습하기 때문에 학습시간이 매우 길어지는 단점이 있다. 벡터 양자화기의 클러스터링 알고리듬으로 사용되는 SOFM은 비교사 학습을 하는 신경망으로서 입력 벡터 패턴을 표현할 수 있는 특성지도 (feature map)를 만들기 위하여 자기 조직하는 신경 분류회로이며 Kohonen에 의해서 제안된 SOFM을 일반적으로 사용하고 있다 [2, 3, 4].

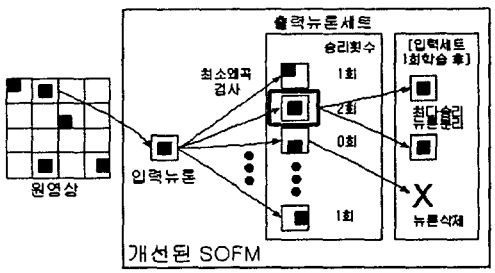

그림 2.2 SOFM의 개념도

그림 2.2는 SOFM의 학습 또는 부호화부분에서 입력 뉴론과 가장 유사한 코드벡터(승리 뉴론)를 찾는 과정을 나타낸다.

● SOFM의 알고리듬

Ⓐ. N개의 입력 뉴론과 M개의 출력 뉴론 사이의 연결강도를 임의의 작은 값으로 초기화한다.

Ⓑ. 새로운 입력벡터를 입력한다.

Ⓒ. 입력벡터와 각 출력 뉴론의 거리를 구한다.

$$d_j = \sum_{i=0}^{N-1}(X_i(t) - w_{ij}(t))^2$$

$w_{ij}(t)$: 시각 t 에서의 입출력사이 연결강도

Ⓓ. 최소거리를 갖는 출력 뉴론(승리 뉴론)을 선택한다.

Ⓔ. weight를 재조정한다.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij(t)} + a(t)m(t)(x_i(t) - w_{ij}(t))$$

$X_i(t)$: 시각 t 에서의 입력

$m(t)$: 이웃

$a(t)$: 학습률

Ⓕ. Ⓑ에서부터 반복한다.

III. 세선화(Skeletonize)

세선화는 이진 값이나 그레이 값을 갖는 영상 영역들의 골격을 줄어들게 하는 영상처리이다. 이 골격들은 원래 경계에 대하여 중심선을 근사화한다. 이상적인 경우에 이러한 점들의 집합은 원래 경계 상에 있는 두 개의 점들로부터 동일한 거리에 있는 모든 점들을 포함하기 위해 정의되는 원래 경계들의 중간선들(medial line)을 나타낸다.

세선화 처리의 요건으로는 골격선의 폭이 1이어야하고, 골격선의 위치가 선의 중심에 위치해야하며, 골격선은 원래의 도형에 있어서의 연결성을 유지해야하고, 세선화 과정에서 골격선의 길이는 계속해서 줄어서는 안 된다. 그리고 패턴 윤곽선의 요철로 인한 가지선의 모양이 골격선에 첨가되지 않아야한다는 요건을 가지고 있다.

1. 세선화의 알고리즘

세선화 알고리듬에는 크게 두 가지로 구분할 수 가있는데 그 첫 번째가 순차적 처리(sequential processing) 방법이고 다른 하나는 병렬적 처리(parallel processing) 방법이다. 본 논문에서 사용한 세선화 알고리듬은 1984에
Zhang, Suen이 고안한 알고리듬으로 병렬적 처리(parallel processing) 방법의 하나로서, 일반적인 세선화 알고리듬이라 할 수 있다 [5].

세선화를 과정에서 ridge를 세선화 해야 하는 것이 일반적이나 본 논문에서는 island의 제거를 위해 valley 세선화를 하였다. 실험 결과 땀구멍에 의해 생기는 island가 사라짐을 알 수가 있다.

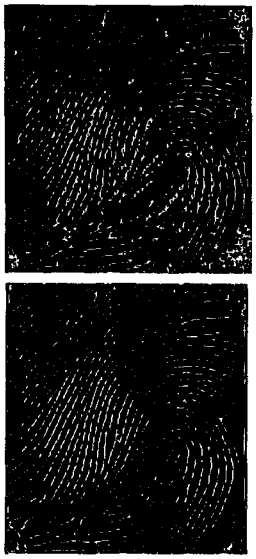

그림 3.1 ridge 와 valley의 세선화 영상

IV. 후처리(Postprocessing)

대부분의 지문인식이 특징점 매칭 이라는 방법을 쓰고 있다. 특징점은 영상에서의 endpoint와 bifurcation을 말하는 것이다. 정확한 인식이 되기 위해서는 지문에서 특징점을 제대로 찾아야 할 것이다. 그러나 세선화라는 필요한 과정에서 불필요하게 많은 거짓된 특징점 들이 나타난다. 이러한 것들을 제거하고자 나타난 것이 세선화 후처리 과정이다.

후처리 과정의 가장 중요한 핵심 과제는 거짓된 정보 즉 ridge의 끊어짐과 island, spot 및 branch들을 제거하는 것이다. 위의 영상에서도 볼 수 있듯이 세선화 후에 많은 거짓정보들을 발견할 수 가 있다. 기존의 후처리 알고리듬은 영상에서의 수학적 알고리듬과, ridge의 방향성 등을 고려한 수학적 제거방법이 있었다. 그러나 본 논문에서는 보다 효과적이고 실질적인 방법을 고안했다. 위의 지문 영상에서 발견할 수 있듯이 지문의 영상들이 어떤 정해진 형태로 이루어진 것을 볼 수 있다.

이에 본 논문에서는 SOFM을 세선화된 오류가 없는 깨끗한 지문영상으로 학습시킨다. 이 과정에서 신경망에 의해 세선화된 지문의 패턴을 코드 북으로 만들게 되는 것이다. 코드 북을 만든 다음 그 학습된 신경망을 후처리 과정이 필요한 세선화한 영상에 적용하여 잘못된 정보의 위치에 대치시키는 방법을 적용해 보았다.

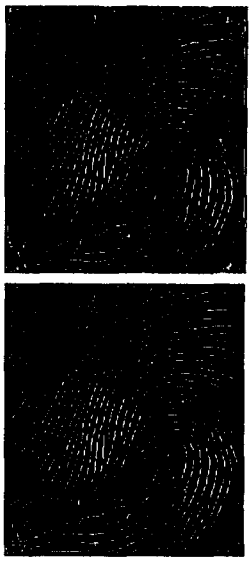

그림 4.1 세선화 영상과 후처리된 영상

그림에서 볼 수 있듯이 noise와 함께 많은 수의 거짓 특징점들이 제거됨을 알 수가 있었다.

V. 실험 및 결과

실험은 후처리 기법중의 하나인 모폴로지 기법을 사용하여 같은 지문에서의 특징점의 개수 차이를 분석해 보았다. SOFM의 지문 학습을 위해 깨끗한 지문 영상 4개를 사용 하여 지문의 패턴을 코드 북에 저장하도록 하였다. 실험에 사용한 지문은 서로 다른 10개를 사용하였다.

각 지문에 1번부터 10번까지 번호를 매겨서 각 알고리듬에 적용하여 결과를 확인 하였다.

그림 5.1 모폴로지 기법 과 SOFM을 이용한 결과 영상

	endpoint			bifurcation		
	세선화	모폴로지	SOFM	세선화	모폴로지	SOFM
1	966	884	806	6	4	4
2	825	783	731	25	23	8
3	957	885	798	23	21	4
4	1102	952	786	25	18	6
5	772	714	607	24	20	12
6	726	695	669	19	17	12
7	972	847	801	19	15	3
8	1185	961	831	49	35	15
9	1027	776	664	32	28	6
10	887	766	665	28	22	12

표 5.1 각 영상의 특징점 개수 비교

위의 표 5.1 와 차트 5.1 그리고 차트 5.2에서 알 수 있듯이 세선화후 많은 특징점이 생겨난 것을 알 수 있다.

그리고 모폴로지 기법에 의한 세선화 후처리 보다 훨씬 더 많은 거짓 특징점을 줄일 수 가 있다는 것을 확인 하였다. 실험 결과 SOFM의 패턴 분류에 의해 분류된 지문의 패턴을 이용하여 세선화 과정에서 생기는 거짓 정보들을 상당수 제거 할 수 있음을 확인 할 수 있었다.

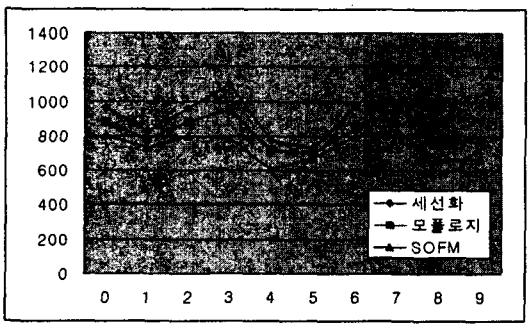

차트 5.1 각 지문영상 endpoint 개수 비교

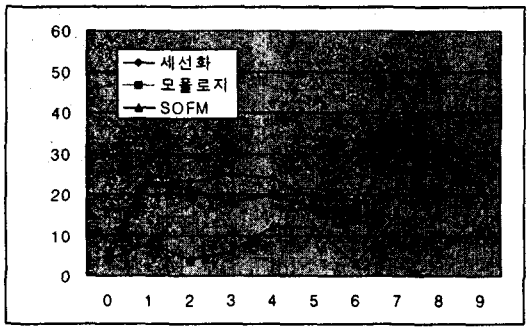

차트 5.2 각 지문영상 bifurcation 개수 비교

VI. 결론

본 논문에서는 SOFM을 후처리 과정에 적용하여 세선화 과정에서 생긴 거짓 특징점 들을 제거해보았다. 그 결과 상당수의 거짓된 정보가 제거됨을 확인 할 수가 있었다. 향후에는 분류 성능이 향상된 SOFM 알고리듬을 적용하여 후처리 성능을 향상 시키고자 한다.

참고문헌

[1] Randy Crane, "A simplified approach to Image Processing", Prentice Hall, pp. 245~285, 1997.

[2] 김영근, "다중 하이퍼큐브 구조를 갖는 자기조직형 신경회로망 모델을 이용한 새로운 벡터양자화 알고리즘에 관한 연구", 한국과학기술원, 1994.

[3] W. C. Chu, N. K. Bose, "Vector Quantization of Neural Networks", IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 9, no. 6, Nov. 1998.

[4] T. Kohonen, "The self-organizing map", Proc. of the IEEE, vol. 78, pp. 1467~1480, 1990.

[5] T.Y. Zhang and C.Y. Suen. "A fast parallel algorithm for thinning digital patterns", Column. ACM, vol. 27. no. 3, pp236-239, March 1984.