

# 신경망을 이용한 지문 세션화 연구

## A Study on the Skeletonization of Fingerprint Image Using Neural Network

\*성재호, \*\*박원우,\*\*\* 김상희  
 Jai-Ho Sung, \*Won-Woo Park, \*Sang-Hee Kim

**Abstract** - The postprocessing of fingerprint images is widely used in the elimination of the false minutiae caused by skeletonization. This paper presents the images were duplicated by The SOFM. And this Method showed that the good performance of eliminating false minutiae and fast processing.

**Key Words** : SOFM : Neural Network : Fingerprint : Thinning

### 1. 장 서론

개인 인증시스템의 중요성이 점점 증대되면서 최근에는 생물학적 인식방법(지문, 홍채, 얼굴)을 많이 이용(보안장치)하고 있다.

홍채나 망막은 개인 인증에서 효과적이지만 사람들이 사용하기 꺼려하고 서명이나 음성은 시간이 지나면서 변할 가능성이 많고 한사람에서 다른 특징(다른 표현)을 가질 수 있기 때문에 부적합하다.

각 개인의 지문은 땀샘이 용기되어 일정한 흐름을 형성한 것으로 그 모양이 개개인 마다 서로 다를 뿐더러 태어날 때의 모습 그대로 평생 동안 변하지 않음이 일찍이 증명되어 실생활에 사용되고 있다.

지문 인증 시스템에서는 지문 영상을 받아 다른 인식 시스템에 인식하기 위해서는 여러 가지 과정(입력, 블록이진화, 세션화(모폴로지 기법..), 후처리, 매칭)이 발생된다.

지문 영상을 처리하는 과정에서 거짓 정보(지문 ridge의 끊어짐, island, spot, branch)가 생겨난다. 이러한 거짓 정보들은 시스템이 지문을 인식하는 데에는 많은 에러(False Reject Rate(FRR), False Acceptance Rate(FAR))가 시킨다. 이러한 영상을 처리하기 위해 세션화된 영상을 다시 후처리 과정을 통해 거짓 정보를 제거하게 된다.

본 논문에서는 후처리 과정에서 SOFM을 비중첩과 중첩을 이용하여 거짓 정보가 적고 목표영상(원 영상을 바탕으로 만든 이미지)에 근접하는 영상을 구현하는 방법을 제시하고자 한다.

### 2. 장 신경망(Neural Network)

#### 2.1 SOFM(Self Organizing Feature Map)

신경망의 학습 방법에는 크게 입력패턴과 함께 목표패턴을 주는 교사학습(supervised learning)과 입력 패턴만 주고 이에 따른 목표 패턴이 주어지지 않는 비교사 학습(unsupervised learning)이 있다.

교사 학습법은 출력 결과가 의도하는 목적 패턴과 일치하는지를 지속적으로 검사하며 학습하기 때문에 학습시간이 매우 길어지는 단점이 있다. 벡터 양자화의 클러스터링 알고리즘으로 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 [1, 2, 3].

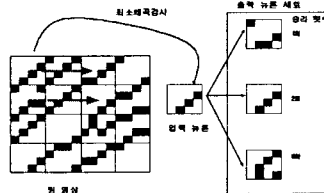


그림 2.1 일반적인 SOFM의 개념도

- ① N개의 입력 뉴런과 M개의 출력 뉴런 사이의 연결강도를 임의의 작은 값으로 초기화한다.
- ② 새로운 입력벡터를 입력한다.
- ③ 입력벡터와 각 출력 뉴런의 거리를 구한다.
 
$$d_j = \sum_{i=0}^{N-1} (X_i(t) - w_{ij}(t))^2$$
- ④ 최소거리를 갖는 출력 뉴런(승리 뉴런)을 선택한다.
- ⑤ weight를 재조정한다.
 
$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha(t)m(t)(x_i(t) - w_{ij}(t))$$
- ⑥ ②에서부터 반복한다.

그림 2.2 일반적인 SOFM 알고리즘.

그림 2.1은 SOFM의 학습 또는 부호화부분에서 입력 뉴런과 가장 유사한 코드벡터(승리 뉴런)를 찾는 과정을 보여주고 있고, 그림 2.2는 일반적인 SOFM의 알고리즘을 보여주고 있다.

\* 准 會 員 : 金 烏 工 科 大 學 電 子 學 科 碩 士 課 程  
 \*\* 正 會 員 : 金 烏 工 科 大 學 電 子 學 科 教 授 · 工 博  
 \*\*\* 正 會 員 : 金 烏 工 科 大 學 電 子 學 科 教 授 · 工 博

## 2.2 벡터양자화

벡터양자화 방법은 미리 만들어진 벡터코드북에서 주어진 왜곡 측도를 이용하여 입력 벡터와 가장 유사한 코드 벡터를 찾아내는 방법으로 입력 벡터의 특성들을 잘 표현할 수 있는 벡터코드북을 만드는 것이 핵심이다.

벡터양자화가 실제과정에서 코드북을 생성시키는 과정에는 많은 연산이 필요하지만 생성된 벡터코드북을 가지고 양자화를 시키는 부호화 시간은 상당히 빠르다는 장점이 있다. 이러한 벡터양자화는 주로 높은 압축률을 요구하는 영상부호화 방법으로 사용되고 있다[4].

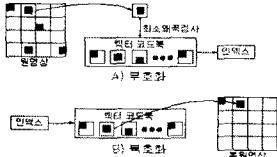


그림 2.3 벡터양자화기 사용한 영상의 부호화, 복호화 과정

그림 2.3은 벡터양자화기를 사용하여 원영상을 인덱스로 부호화하는 과정과 생성된 인덱스를 가지고 복원영상으로 복호화하는 과정을 보여주고 있다.

## 2.3 SOFM 중첩

그림 2.4는 SOFM을 이용하여 8\*8픽셀 이미지를 서로 중첩시켰으며 그림 2.2 일반적인 SOFM 알고리즘과 같은 방법으로 실행하였다. 그림 2.5는 비중첩 영상을 SOFM을 이용하여 다시 중첩시키는 예를 보여주고 있다.

즉, SOFM을 중첩시키면 그림 2.5와 같이 이미지와 이미지 사이를 보완해 줄 수 있다는 장점을 가지고 있다.

본 논문에서는 목표영상(원 영상을 바탕으로 만든 이미지)으로 근접하기 위해 SOFM을 중첩(세선화 : 후처리 과정) 시키는 방법을 구현해 보았다.

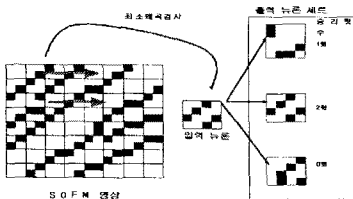


그림 2.4 SOFM의 중첩 개념도

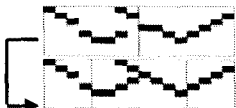


그림 2.5 SOFM을 비중첩으로 실행 후 다시 중첩으로 실행한 결과

## 3. 장 세선화(Skeletonize)

세선화는 이진 값이나 그레이 값을 갖는 영상 영역들의 골격을 줄여줄게 하는 영상처리 과정이다. 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 1이어야 하고, 골격선의 위치가 선의 중심에 위치해야 하며, 골격선은 원래의 도형에 있어서의 연결성을 유지해야 하고, 세선화

과정에서 골격선의 길이는 계속해서 줄어서는 안 된다. 그리고 패턴 윤곽선의 요철로 인한 가지선의 모양이 골격선에 첨가되지 않아야 한다는 요건을 가지고 있다.

## 3.1 세선화의 알고리즘

세선화 알고리즘에는 크게 두 가지로 구분할 수 있는데 그 첫 번째가 순차적 처리(sequential processing) 방법이고 다른 하나는 병렬적 처리(parallel processing) 방법이다. 본 논문에서 사용한 세선화 알고리즘은 1984년에 Zhang, Suen이 고안한 알고리즘으로 병렬적 처리 방법의 하나로서 일반적인 세선화 알고리즘이다 [5].

- 처리대상인 검은 픽셀  $I(i,j)$ 에 대해서 다음 조건을 만족하면 제거한다
  - ① 픽셀  $I(i,j)$ 에 대해서 그 주위의 픽셀들의 연결성이 1이고, 그 주위의 픽셀들 중 검은 픽셀의 개수는 적어도 2개에서 6개 사이에 있어야 한다.
  - ② 픽셀  $I(i,j+1)$ ,  $I(i-1,j)$ ,  $I(i,j-1)$ 중의 하나는 배경 픽셀값이, 즉 0이어야 한다.
  - ③ 픽셀  $I(i-1,j)$ ,  $I(i+1,j)$ ,  $I(i,j-1)$ 중의 하나는 배경 픽셀값이, 즉 0이어야 한다.
- 첫 번째 과정을 만족하면 그다음 다음조건에 다시 적용한다
  - ① 픽셀  $I(i,j)$ 에 대해서 그 주위의 픽셀들의 연결성이 1이고, 그 주위의 픽셀들 중 검은 픽셀의 개수는 적어도 2개에서 6개 사이에 있어야 한다.
  - ② 픽셀  $I(i,j+1)$ ,  $I(i-1,j)$ ,  $I(i,j-1)$ 중의 하나는 배경 픽셀값이, 즉 0이어야 한다.
  - ③ 픽셀  $I(i-1,j)$ ,  $I(i+1,j)$ ,  $I(i,j-1)$ 중의 하나는 배경 픽셀값이, 즉 0이어야 한다.
- 위의 두 과정을 계속하여 지울 픽셀이 남아 있지 않을 때까지 계속 적용한다

그림 3.1 세선화 알고리즘

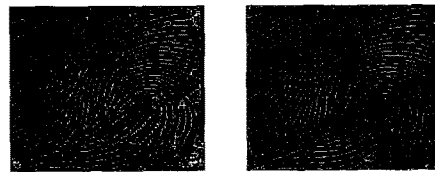


그림 3.2 ridge 와 valley의 세선화 영상

그림 3.1은 일반적인 세선화 알고리즘 보여주고 있다. 세선화 과정에서 ridge를 세선화 하는 것이 일반적이나 그림 3.2에서 보면 valley 세선화가 island를 많이 제거됨을 보여주고 있다. 그래서 본 논문에서는 valley 세선화를 사용하였다.

## 4 장 후처리(Postprocessing)

대부분의 지문인식이 특징점 매칭이라는 방법을 쓰고 있다. 특징점은 영상에서의 endpoint와 bifurcation을 말하는 것이다. 정확한 인식이 되기 위해서는 지문에서 특징점을 제대로 찾아야 할 것이다. 그러나 그림 3.1에 나타난 일반적인 세선화 알고리즘으로 실행 과정에서는 불필요한 많은 거짓된 특징점 들이 나타난다. 이러한 것들을 제거하고자 나타난 것이 세선화 후처리 과정이다.

후처리 과정의 가장 중요한 핵심 과제는 거짓 특징점 (ridge의 끊어짐, island, spot, branch)들을 제거하는 것이다. 그림 4.2의 세선화 기법 영상에서도 볼 수 있듯이 세선화 후에도 많은 거짓정보들을 발견할 수 가 있다. 이러한 거짓 특징점을 제거하기 위해 많은 후처리 과정 알고리즘(영상에서의 수학적 알고리즘, ridge의 방향성 등을 고려한 수학적 제거 알고리즘)이 있다.



그림 4.2 원영상, 세션화 기법, SOFM(비중첩 중첩) 기법, 목표 지문영상

#### 4.1 SOFM을 이용한 후처리 과정

일반적인 지문 영상에서 발견할 수 있듯이 지문의 영상들이 어떤 정해진 형태로 이루어진 것을 볼 수 있다. 이러한 일정한 형태를 가지고 SOFM을 이용하면 보다 효과적이고 실질적인 방법으로 구현할 수 있다.

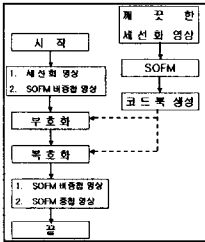


그림 4.1 SOFM을 이용한 지문인식 후처리 알고리즘 (1. 비중첩 영상 구현, 2. 중첩 영상 구현)

본 논문에서는 그림 4.1 SOFM을 이용한 지문인식 후처리 알고리즘을 이용하였다.

#### 4.2 SOFM을 이용한 후처리 과정 결과

그림 4.3의 SOFM을 이용한 비중첩 영상 과 중첩 영상 서로 비교해 보면 ridge의 끊어짐, 그리고 잘못된 spot과 branch 등이 차이가 난다. 이러한 차이는 눈으로 직접 확인할 수 있다.

즉, 2.3 절의 장점(이미지와 이미지 사이를 보완 : ridge의 끊어짐, branch, spot 보완)을 확인할 수 있다.



▲ Endpoint ● Bifurcation

그림 4.3 SOFM(1. 비중첩 영상, 2. 중첩 영상) 기법 지문영상의 특징점 (Endpoint, Bifurcation) 비교

### 5 장. 실험 및 결과

실험은 후처리 기법중의 하나의 세션화 기법을 사용한 지문영상과 SOFM(비중첩, 중첩)을 이용한 지문영상과의 특징점 위치와 개수를 분석하였다. SOFM의 지문 학습을 위해 깨끗한 지문 영상 4개를 사용하여 지문의 패턴을 코드 북에 저장하도록 하였다.

표 5.1은 그림 4.2에 나타난 특징점을 서로 비교한 것으로 목표 영상보다 특징점 개수가 많으면 자기 자신을 다른 사람으로 인식하는 경우(FAR)가 생길수 있으면 특징점 개수가 작으면 자기 자신을 인식 못하는 경우(FRR)가 생긴다.

	Endpoint	Bifurcation
목 표 영 상	41	10
모 폴 로 지	178	11
SOFM 비중첩	101	11
SOFM 중첩	59	6

표 5.1 모폴로지 기법, SOFM(비중첩 중첩) 기법, 목표 지문영상의 특징점 갯수 비교

표 5.1에서 보면 다른 영상보다 SOFM을 중첩으로 사용한 것이 목표영상의 특징점 개수와 비슷하게 나왔다.

그리고 그림 4.2에 보면 알 수 있듯이 원영상에서 세션화 기법 후 많은 거짓 특징점(island...)가 생겨난 것을 알 수 있다. 그러나 SOFM을 이용하면 세션화 기법보다는 비중첩이 많은 거짓 특징점(island...)을 제거하고 비중첩 보다는 중첩이 더 많은 거짓 특징점(ridge의 끊어짐, branch, spot)을 제거되는 것을 확인할 수 가 있다. 목표 지문영상은 원 영상을 바탕으로 만든 것이면 SOFM을 중첩으로 이용할 때 목표 영상에 가장 근접하는 것을 볼 수 있다.

### 6 장. 결론

본 논문에서는 SOFM을 이용하여 지문인식 후처리 과정에 적용시켰다. 실험 결과에는 목표 영상에 근접하는 영상을 구현 할 수 있었지만 직접 매칭 하는 방법에는 약간의 에러가 발생되고 있다. 향후에는 분류 성능이 향상된 SOFM 알고리즘을 적용하여 최소한의 에러(FAR, FRR)로 매칭 할 수 있도록 성능을 향상시키고자 한다.

본 연구는 한국과학재단 지정 금요공과대학교 전자부품산업고품질화 및 공정자동화연구센터의 지원에 의한 것입니다

### 참고문헌

[1] 김영근, "다중 하이퍼큐브 구조를 갖는 자기조직형 신경회로망 모델을 이용한 새로운 벡터양자화 알고리즘에 관한 연구", 한국과학기술원, 1994.  
 [2] W. C. Chu, N. K. Bose, "Vector Quantization of Neural Networks", IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 9, no. 6, Nov. 1998.  
 [3] T. Kohonen, "The self-organizing map", Proc. of the IEEE, vol. 78, pp. 1467~1480, 1990.  
 [4] Randy Crane, "A simplified approach to Image Processing", Prentice Hall, pp. 245~285, 1997.  
 [5] T.Y. Zhang and C.Y. Suen, "A fast parallel algorithm for thinning digital patterns", Column. ACM, vol. 27. no. 3, pp. 236-239, March 1984.