

논문 2008-45CI-5-14

Isometric SOM 신경망을 이용한 지문 영상의 후처리 알고리즘

(Postprocessing Algorithm of Fingerprint Image Using Isometric SOM
Neural Network)

김 상 희*, 김 영 정**, 이 성 구**

(Sang-Hee Kim, Yung-Jung Kim, and Sung-Koo Lee)

요 약

본 논문은 Isometric SOM(ISOSOM)신경망을 이용하여 지문의 영상의 세션화 과정에서 발생하는 거짓 특징점의 제거를 위한 새로운 후처리 방법과 영상압축에 관한 것이다. SOM은 간단한 구조와 빠른 실행 시간, 그리고 비교적 뛰어난 분류 성능 등의 장점을 가지므로, 영상압축, 패턴분류 등과 같이 많은 영상관련 분야에 적용되고 있으나, 단층의 구조를 가지고 있으므로 패턴의 분류에 한계성을 가지고 있다. 본 논문은 적은 벡터 코드북 개수로 SOM의 패턴분류 특성을 최대화시키기 위하여 fractal의 isometry를 적용한 Isometric SOM을 사용하였다. 제안된 Isometric SOM을 이용한 지문영상의 후처리 및 압축 알고리즘은 거짓 특징점의 추출에 좋은 성능을 보였으며 동시에 압축을 수행하는 우수한 성능을 확인할 수 있었다.

Abstract

This paper presents a new postprocessing method to eliminate the false minutiae, that caused by the skeletonization of fingerprint image, and an image compression method using Isometric Self Organizing Map(ISOSOM). Since the SOM has simple structure, fast encoding time, and relatively good classification characteristics, many image processing areas adopt this such as image compression and pattern classification, etc. But, the SOM shows limited performances in pattern classification because of its single layer structure. To maximize the performance of the pattern classification with small code book, we applied the Isometric SOM with the isometry of the fractal theory. The proposed Isometric SOM postprocessing and compression algorithm of fingerprint image showed good performances in the elimination of false minutiae and the image compression simultaneously.

Keywords : Fingerprint Postprocessing, Fingerprint image Compressing, Isometric SOM, Neural Networks

I. 서 론

개인 인증시스템의 중요성이 날이 갈수록 커져가고 있다. 최근에는 생물학적 인식 방법을 이용한 인증이 늘어나는 추세이다. 이 중에서도 지문을 이용한 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 세션화의 과정이 있어야한다. 원 영상을 컴퓨터가 처리하기에는 많은 문제점이 있기 때문에 세션화 과정이 꼭 필요하게 되는 것이다. 그런데 이 세션화 과정을 거치게 되면 세션화가 되면서 지문 ridge의 끊어짐, island, spot, branch 등의 많은 불필요한 정보들이 생겨난다. 이러한 정보들은 후에 사용하게 될 지문 인식 시스템에서 불필

* 정희원, 금오공과대학교 전자공학부
(School of Electronics, Kumoh Nat. Inst. of Tech.)

** 정희원, LG전자(주) LCD TV연구소
(LCD TV Research Laboratory, LG Electronics Inc.)

접수일자: 2008년8월20일, 수정완료일: 2008년9월8일

요한 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.^[1~4]

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

생체 신경망을 소프트웨어적으로 모사하는 인공 신경망은 별도의 처리 알고리즘이 없는 입력패턴에도 적용하여 적절한 출력을 얻을 수 있고, 입력패턴에 오류 및 잡음이 포함된 경우에도 영향을 적게 받는 시스템을 구성할 수 있어 많은 분야에 적용되고 있다^[6]. 이러한 신경망 가운데 하나인 Kohonen이 제안한 SOM은 급속도로 발전이 이루어지고 있는 디지털방송 및 네트워크 환경에서 영상데이터 및 음성 데이터의 압축에 사용되고 있으며, 패턴분류 그리고 지문인식, 문자인식 등의 패턴인식 분야 등에서도 또한 효율적으로 사용되고 있다.

SOM은 간단한 구조로 인한 빠른 실행시간을 가장 큰 장점으로 가지며, 비교적 효과적인 패턴분류 성능을 보인다 그러나 단층으로 구성된 신경망의 구조 때문에 패턴분류 성능의 향상에 제약이 발생한다. 이러한 패턴분류 성능을 개선하기위하여 구조를 계층화하는 방법과 패턴을 클래스로 나누어 학습하는 방법이 보편적인 대안으로 제시되어왔다. Jacquin과 Hamzaoui는 처음으로 벡터 코드북의 방향성을 확장하는 방법을 SOM에 적용하였다.^[7~9] SOM의 패턴분류 특성을 개선하기 위한 방법인 fractal의 isometry를 SOM에 적용한 ISOSOM은 방향성이 고려된 학습 알고리즘을 가지며, 기존의 SOM과 동일한 웨이트 개수로도 웨이트의 개수를 확장한 경우와 같은 패턴분류 성능을 보인다.

본 논문은 적은 벡터 코드북 개수로도 SOM의 패턴분류 특성을 최대화시키기 위하여 Fractal의 isometry를 SOM에 적용한 ISOSOM을 사용하여 지문영상의 기저 특징점을 필터링하는 후처리를 수행하며 동시에 압축을 수행하는 방법을 구성하였다.

II. Isometric SOM(ISOSOM)

1. SOM

인공 신경망은 다수의 뉴론들로 이루어져 있으며, 입력 패턴에 따라서 입출력 뉴론 사이의 웨이트를 갱신하여 신경망의 출력이 점점 입력패턴에 적용되어가는 구조로 되어있다. 이러한 신경망 가운데하나인 SOM은 목적패턴이 주어지지 않는 비교사 학습을 하는 신경망으로서 입력벡터 패턴을 표현할 수 있는 특성지도 (Feature Map)를 자기 조직하는 신경망이며, Kohonen에 의해서 제안된 SOM을 일반적으로 사용하고 있다.^[6] SOM의 학습 알고리즘은 표 1에 있다.

SOM은 입력패턴과 가장 유사한 뉴론의 웨이트가 승리뉴론으로 선택되고, 입력패턴과의 오차에 의해서 승리뉴론이 학습된다. 웨이트 학습을 위한 입력패턴 세트를 반복적으로 학습하면, SOM의 웨이트는 입력패턴 세트의 대표적인 특징을 나타내게 된다. 즉 입력에 적용하여 웨이트가 자기 학습하는 것이다.

표 1. SOM 알고리즘

Table 1. SOM algorithm.

[A].	N개의 입력패턴과 M개의 출력뉴론 사이의 웨이트를 임의의 작은 값으로 초기화한다.
[B].	새로운 입력패턴을 입력한다.
[C].	입력패턴과 각 출력뉴론의 거리를 구한다. $d_j = \sum_{i=0}^{N-1} (X_i(t) - w_{ij}(t))^2 \quad (1)$ $w_{ij}(t) : \text{시각 } t \text{ 에서의 입출력사이 연결강도}$
[D].	최소거리를 갖는 출력뉴론(승리뉴론)을 선택한다.
[E].	웨이트(Weight)를 재조정한다. $w_{ij}(t+1) = w_{ij(t)} + a(t)m(t)(x_i(t) - w_{ij}(t)) \quad (2)$ $X_i(t) : \text{시각 } t \text{ 에서의 입력}$ $m(t) : \text{이웃}$ $a(t) : \text{학습률}$
[F].	[B]에서부터 반복한다.

2. ISOSOM

벡터양자화기의 코드북은 SOM의 웨이트와 동일한 개념으로 SOM의 학습된 웨이트를 벡터양자화기의 코드북으로 사용할 수 있다. 패턴분류 특성을 향상시키기 위해서 Fractal의 isometry를 이용한 코드북 확장의 개념을

표 2 8개의 isometry(회전)
Table 2. Eight isometry(rotation).

회전	기 능	행 령	회전	기 능	행 령
1	동치 (identity)	1 0 0 1	5	y = -x에 대한 반영	0 -1 -1 0
2	x축에 대한 반영	1 0 0 -1	6	270회전	0 -1 1 0
3	y축에 대한 반영	-1 0 0 1	7	90회전	0 1 -1 0
4	180회전	-1 0 0 -1	8	y = x에 대한 반영	0 1 1 0

ISOSOM의 학습에 적용하였다.^[7] 본 논문의 SOM의 코드북 확장 알고리즘은 입력패턴과 가장 유사한 승리뉴런을 8가지의 회전을 적용한 웨이트 세트에서 검색하는 방법을 사용하였다.^[8]

표 2는 웨이트의 확장에 사용되는 isometry에 대해서 나타내고 있다.

3. MSG(Mean-Shape-Gain) 벡터양자화

가. 벡터양자화

벡터양자화 방법은 미리 만들어진 벡터코드북에서 주어진 왜곡 측도를 이용하여 입력벡터와 가장 유사한 코드 벡터를 찾아내는 방법으로 입력벡터의 특성들을 잘 표현할 수 있는 벡터코드북을 만드는 것이 핵심이다. 벡터양자화기 설계과정에서 코드북을 생성시키는데 많은 연산이 필요하지만 생성된 벡터코드북을 가지고 양자화를 시키는 부호화 시간은 상당히 빠르다는 장점이 있다. 이러한 벡터양자화기는 주로 높은 압축률을 요구하는 영상부호화 방법으로 사용되고 있다.

나. MSG 벡터양자화기

MSG 벡터양자화는 product code방식의 양자화방법이다. Product Code 방식의 벡터양자화기는 입력패턴의 특징을 여러 가지로 분리하여 인코딩 하는 방법으로, 비교적 적은 코드벡터로도 패턴의 특징을 잘 표현하며, 입력패턴의 오류에 대한 영향을 적게 받는다. 그러나 인코딩해야 할 코드북의 종류가 다양하므로 인코딩 방법이나, 패턴들 사이의 비트 할당이 중요한 문제로 인식되어지고 있다.^[10]

MSG 벡터양자화기는 입력패턴을 mean, shape, gain

의 특징으로 분리하여 각각의 코드북을 생성하는 방법이며, MSG 벡터양자화기의 입력패턴을 $X=(x_1, x_2, \dots, x_i)$ 로 하였을 경우 각각의 정의는 아래와 같다. Mean과 gain은 스칼라 값을 가지며, gain은 벡터 값을 가진다.

$$\text{mean}(m_x): m_x = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k x_i = \frac{1}{k} X^T \mathbf{1} \quad (3)$$

$$\mathbf{1} = (1, 1, \dots, 1)^T$$

$$\text{gain}(\sigma_x): \sigma_x^2 = \sum_{i=1}^k (x_i - m_x)^2 = \| X - m_x \mathbf{1} \|^2 \quad (4)$$

$$\text{shape}(S_x): S_x = \frac{X - m_x \mathbf{1}}{\sigma_x} \quad (5)$$

각각 다르게 인코딩된 특징들은 $X = \sigma_x \times S_x + m_x$ 와 같은 방법으로 원영상으로 복원될 수 있다. 본 논문에서는 SOM을 사용하여 shape 코드북을 생성하였으며, mean과 gain 코드는 압축을 하지 않고 벡터양자화기를 구현했다. 또한 벡터양자화기의 인코딩 과정에서 적합한 인덱스를 구하기 위하여 식 6과 같은 방법으로 음수의 shape 코드를 인코딩 과정에 포함하였다.^[11]

$$d(X, \hat{X}) = \min \| X - (\hat{S}\hat{\sigma} + m\mathbf{1}) \|^2 \quad (6)$$

$$\text{여기서 } X = \sigma_x \times S_x + m_x,$$

$$\hat{X} = \hat{\sigma}_x \times \hat{S}_x + \hat{m}_x$$

$\hat{X}, \hat{\sigma}, \hat{S}, \hat{m}$ 는 양자화된 값을 나타낸다.

III. 지문 영상처리

1. 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(median line)을 나타낸다.

세선화 처리의 요건으로는 골격선의 폭이 1이어야 하고, 골격선의 위치가 선의 중심에 위치해야하며, 골격선은 원래의 도형에 있어서의 연결성을 유지해야하고, 세선화 과정에서 골격선의 길이는 계속해서 줄어서는 안



그림 1 Ridge 와 valley의 세션화 영상
Fig. 1. Skeletonized image for ridge and valley.

된다. 그리고 패턴 윤곽선의 요철로 인한 가지선의 모양이 골격선에 첨가되지 않아야한다는 요건을 가지고 있다.

세션화 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 세션화 알고리즘은 1984에 Zhang, Suen이 고안한 알고리즘으로 병렬적 처리(parallel processing) 방법의 하나로서, 일반적인 세션화 알고리즘이라 할 수 있다.^[5]

세션화를 과정에서 ridge를 세션화 해야 하는 것이 일반적이거나 본 논문에서는 island의 제거를 위해 valley 세션화를 하였다. 실험 결과 탐구명에 의해 생기는 island가 사라짐을 알 수가 있다.

2. 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 세션화라는 필요한 과정에서 불필요하게 많은 거짓된 특징점들이 나타난다. 이러한 것들을 제거하고자 나타난 것이 세션화 후처리 과정이다.

후처리 과정의 가장 중요한 핵심 과제는 거짓된 정보 즉 ridge의 끊어짐과 island, spot 및 branch들을 제거하는 것이다. 위의 영상에서도 볼 수 있듯이 세션화 후에 많은 거짓정보들을 발견할 수 있다. 기존의 후처리 알고리즘은 영상에서의 수학적 알고리즘과, 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.

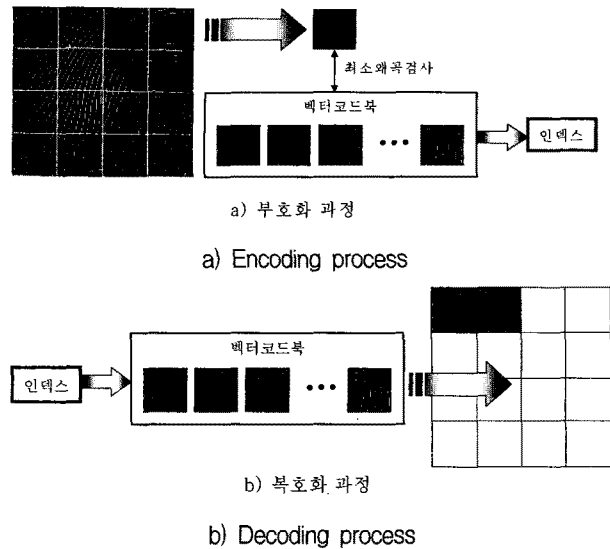


그림 2. ISOSOM을 이용한 후처리과정
Fig. 2. Postprocessing Procedure using ISOSOM.

지문영상의 후처리 과정은 그림 2에 보인 것과 같이 부호화과정과 복호화과정으로 이루어진다. 부호화 과정은 ISOSOM을 세션화된 오류가 없는 깨끗한 지문영상으로 학습시킨다. 이 과정에서 신경망에 의해 세션화된 지문의 패턴을 코드 북으로 만든다. 복호화과정은 그림 2 b에 보인 것과 같이 만들어진 코드 북을 이용하여 학습된 신경망을 후처리 과정이 필요한 세션화한 영상에 적용하여 필터링 시키는 방법을 적용하였다. 그림 3에서 볼 수 있듯이 noise와 함께 많은 수의 거짓 특징점들이 제거됨을 알 수가 있다.

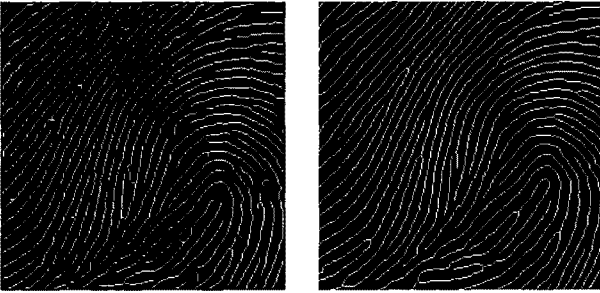
IV. 실험 및 결과

ISOSOM을 이용한 지문영상의 성능을 시험하기 위하여 그림 3과 4와 같이 세션화영상과 후처리 기법중의 하나인 모폴로지 기법을 사용하여 같은 지문에서의 endpoint와 bifurcation 특징점의 오차 갯수 차이와 오차율을 분석해 보았다. ISOSOM의 지문 학습을 위해 깨끗한 지문 영상 4개를 사용하여 그림 2 a의 부호화 과정과 같이 지문의 패턴을 코드 북에 저장하도록 하였다. 실험은 그림 2 b의 복호화 과정과 같이 서로 다른 10개의 시험 영상을 사용하여 실험을 수행하였다. 각 지문영상에 1번부터 10번까지 번호를 매겨서 각 알고리즘에 적용하여 결과를 비교 하였다.

실험결과 표 3과 4 그리고 그림 5와 6에서 알 수 있듯이 세션화후 많은 특징점이 생겨난 것을 알 수 있다. 실험결과 endpoint의 경우 모폴로지 방식에서 평균



a) 원 영상
a) Original image
b) 세션화 영상
b) skeletonized image



c) ISOSOM 후처리 영상
c) ISOSOM Processed
d) 목표 영상
d) Target image

그림 3. 지문영상 비교 (원 영상, 세션화 영상, SOM 후처리 영상, 목표영상)

Fig. 3. Fingerprint image comparisons (Original, skeletonized, ISOSOM postprocessed, target).



a) ISOSOM 처리
a) ISOSOM Processed
b) 모폴로지
b) Morphology

그림 4. ISOSOM 기법과 모폴로지 기법 비교

Fig. 4. Comparisons ISOSOM and morphology process.

9.9%의 특징점 추출의 오차율이 ISOSOM의 경우 2.2%로 줄어드는 결과를 보였으며 bifurcation의 경우에도 상당수의 거짓된 정보가 제거됨을 확인 할 수 있었다. 훨씬 더 많은 거짓 특징점을 줄일 수 있다는 것을 확인 하였다. 실험 결과 ISOSOM의 패턴 분류에 의해 분류된 지문의 패턴을 이용하여 모폴로지 기법에 의한 세션화 후처리 보다 세션화 과정에서 생기는 거짓 정보들을 상당수 제거 할 수 있음을 확인 할 수 있었다.

표 3. Endpoint 특징점 추출 성능평가

Table 3. Performance evaluation of endpoints.

실험	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	오차 (오차율)
목적영상	772	747	863	806	625	676	807	863	686	676	0 0%
세션화	966	825	957	1102	772	726	972	1185	1027	887	1926 25.6%
모폴로지	884	783	885	952	714	695	847	961	776	766	742 9.9%
SOM	806	731	798	786	607	669	801	831	664	665	163 2.1%

표 4. Bifurcation 특징점 추출 성능평가

Table 4. Performance evaluation of bifurcation.

실험	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	오차 (오차율)
목적영상	4	10	15	9	17	23	9	27	6	16	0 0%
세션화	6	25	23	25	24	19	19	49	32	28	114 83%
모폴로지	4	23	21	18	20	17	15	35	28	32	83 61%
SOM	4	8	4	6	12	12	3	15	6	12	54 39%

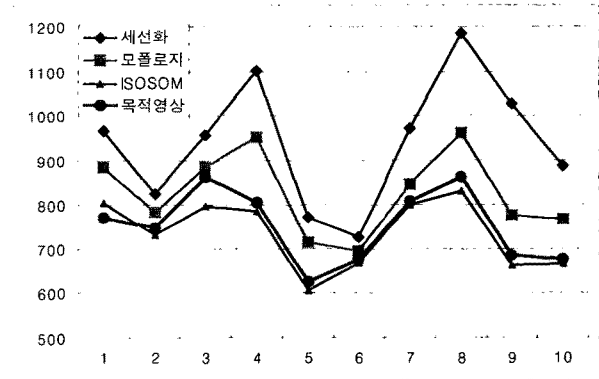


그림 5. 각 지문영상 endpoint 인식 개수 비교

Fig. 5. Comparison of endpoints recognition.

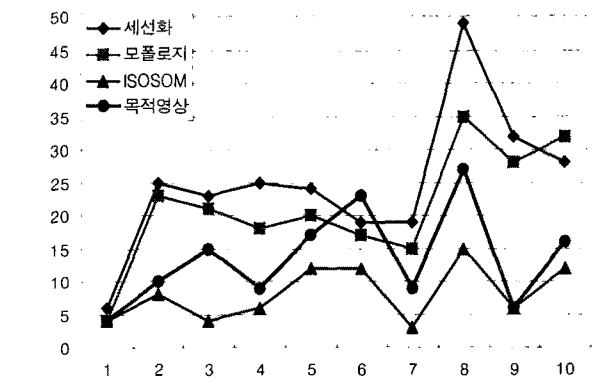


그림 6. 각 지문영상 bifurcation 인식 개수 비교

Fig. 6. Comparison of bifurcation recognition.

V. 결 론

본 논문은 Fractal의 isometry를 적용한 ISOSOM신경망을 이용하여 지문의 영상의 세션화 과정에서 발생하는 거짓 특징점의 제거를 위한 새로운 후처리 방법과 영상압축에 적용하였다. SOM은 간단한 구조와 빠른 실행 시간, 그리고 뛰어난 분류 성능 등의 장점을 가지고 있으나 구조가 단층이므로 패턴의 분류에 한계성을 가지고 있다. ISOSOM은 적은 수의 벡터 코드북 개수로도 SOM의 패턴분류 특성을 최대화시키기 위하여 Fractal의 isometry를 SOM에 적용한 것으로 벡터양자화에 적용하여 지문영상의 거짓 특징점을 필터링하는 후처리 방법을 구성하였다. 그 결과 endpoint의 경우 모폴로지 방식에서 평균 9.9%의 특징점 추출의 오차율이 ISOSOM의 경우 2.2%로 줄어드는 결과를 보였으며 bifurcation의 경우에도 상당수의 거짓된 정보가 제거됨을 확인 할 수 가 있었다.

제안된 ISOSOM을 이용한 지문연상의 후처리 및 압축 알고리즘은 거짓 특징점의 추출에 좋은 성능을 보였으며 동시에 압축을 수행하는 우수한 성능을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] R. Cappelli, A. K. Jain, "Performance evaluation of fingerprint verification systems, *IEEE Trans. Pattern and Machine Intelligence*, Vol.28, No. 1, pp3-18, Jan 2006.
- [2] A. K. Jain, L. Hong, S. Pankanti, R. Bolle " An identity-authentication system using fingerprints" *Proc. of the IEEE*, Vol. 85, No. 9, September. 1997.
- [3] L. C. Jain, U. Halici, I. Hayashi, S. B. Lee, S. Tsutsui "Intelligent biometric techniques in fingerprints and face recognition" CRC Press, pp. 3-28, 1999.
- [4] U. Halici, G. Ongun, "Fingerprint classification through self-organizing feature maps modified to treat uncertainties", *Proc. IEEE*, Vol. 84, No. 10, pp1497-1512, Oct. 1996.
- [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.
- [6] S. Haykin, "Neural Networks a comprehensive foundataion" Prentice Hall, pp. 1~45, pp. 443~483, 1999.
- [7] A. E. Jacquin, "Image Coding Based on a

Fractal Theory of Iterated Contractive Image Transformations", *IEEE Trans. Image Process.*, Vol. 1, No. 1, pp. 18~30, 1992.

- [8] R. Hamzaoui, and D. Saupe, "Combining Fractal Image Compression and Vector Quantization", *IEEE Trans. Image Process.*, Vol. 9, No. 2, 2000.
- [9] R. Hamzaoui, "Codebook clustering by self organizing maps for fractal image compression", *Fractals*, Vol. 5, pp. 27~38, Apr. 1997.
- [10] 김영정, 박원우, 김상희, "SOFM 벡터 양자화와 프랙탈 혼합 시스템의 영상 왜곡특성 향상에 관한 연구", 한국신호처리시스템학회논문지, v.3, no.1, pp41-47, 2002
- [11] M. Lightstone, S. K. Mitra, "Optimal variable-rate mean-gain-shape vector quantization for image coding", *IEEE Trans Circuit and Sys for video Tech*, Vol.6, No.6, pp660-668, Dec. 1996.

저 자 소 개



김 상 희(정회원)
1983년 홍익대학교 전기공학과
학사 졸업.
1985년 연세대학교 전기공학과
석사 졸업.
1992년 Texas A&M University
박사 졸업.

1993년~현재 금오공과대학교 전자공학부 교수
2007년~현재 금오공과대학교 DTV 연구소장
<주관심분야 : 영상처리, DTV, 지능제어, 신경
망>



김 영 정(정회원)
1999년 금오공과대학교
전자공학과 학사 졸업.
2001년 금오공과대학교
전자공학과 석사 졸업.
2001년~현재 금오공과대학교
전자공학과 박사 과정.

2004년 LG전자 영상제품 연구소 입사
현재 LG전자 LCD TV 연구소 선임연구원
<주관심분야 : 네트워크, 패턴인식, 시스템 설계>



이 성 구(정회원)
2002년 금오공과대학교
전자공학과 학사 졸업.
2004년 금오공과대학교
전자공학과 석사 졸업.
2004년 LG전자 영상제품 연구소
입사

현재 LG전자 LCD TV 연구소 선임연구원
<주관심분야 : 시스템 설계, 신호처리>