

# Isometry가 적용된 SOM을 이용한 영상 신호 압축에 관한 연구

## A study on the Image Signal Compress using SOM with Isometry.

장 해 주\*, 김 상 희\*\*, 박 원 우\*\*  
Hae Ju Chang, Sang Hee Kim, Won Woo Park

**Abstract** - The digital images contain a significant amount of redundancy and require a large amount of data for their storage and transmission. Therefore, the image compression is necessary to treat digital images efficiently.

The goal of image compression is to reduce the number of bits required for their representation. The image compression can reduce the size of image data using contractive mapping of original image. Among the compression methods, the mapping is affine transformation to find the block(called range block) which is the most similar to the original image. In this paper, we applied the neural network(SOM) in encoding. In order to improve the performance of image compression, we intend to reduce the similarities and unnecessaries comparing with the originals in the codebook. In standard image coding, the affine transform is performed with eight isometries that used to approximate domain blocks to range blocks.

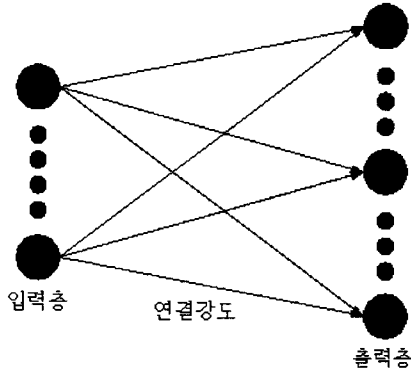
**Key Words** : image compression, contractive mapping, affine transform, isometry, codebook.

### 1. 서론

영상 매체는 네트워크 환경에서 많은 양의 영상 데이터를 저장하고 전송하기 위하여 영상압축을 기본으로 하고 있다. 영상 압축 과정에서 가장 중요한 것은 영상 왜곡이나, 손실을 최소화하며 압축비를 높이는 것이다. 인간의 뇌신경 체계를 응용한 인공 신경망은 비교적 뛰어난 분류 성능을 가지는 장점이 있어서 영상 압축, 패턴 분류, 지문 인식 등과 같은 분야에 적용되고 있다. 본 연구에서는 영상 왜곡특성을 향상 시키며 동시에 작은 코드북을 이용하여 영상 압축을 하기 위하여 SOM에 Isometry가 적용된 벡터 코드북 생성 알고리즘을 사용하였다. Isometry가 적용된 신경망의 성능 및 특성을 분석하기 위해서 벡터 양자화를 구성하여 영상 압축 및 복원을 하였다.

에 교사 신호(목표 값)가 필요 없는 자율 학습 신경망이다. 또한 출력이 입력에 의해서만 결정되는 순방향 신경망이다 [5].

그림 1은 SOM 신경망 구조를 나타낸다.



### 2. SOM

SOM 신경망은 입력 패턴을 표현하는 특성 지도(Feature map)를 만들기 위하여 Kohonen에 의해 제안 되었다.[1,3, 6]. SOM 신경망은 입력과 가장 유사한 연결 강도를 갖는 출력 뉴런만이 선택되어 출력되는 경쟁 학습 신경망인 동시에

그림 1 SOM 신경망 구조

#### 2.1. SOM 알고리즘

일반적인 SOM 알고리즘 과정은 다음과 같다.

- ① 연결 강도 초기화  
N개의 입력 뉴런과 M개의 출력 뉴런 사이의 연결강도를 임의의 작은 값으로 초기화 한다.
- ② 거리 계산  
입력과 각 연결 강도 사이의 거리를 다음 식으로 표현

저자 소개

- \* 准 會 員 : 金鳥工科大学 電子學科 碩士課程
- \*\* 正 會 員 : 金鳥工科大学 電子學科 教授 · 工博

되는 유클리디언 거리(Euclidean distance)로 구한다.

$$D(j) = \sum_{i=0}^{N-1} (X(i) - W(j))^2 \quad (\text{식 1})$$

$D(j)$  : 거리

$X(i)$  : 입력

$W(j)$  :  $i$ 번째 입력 뉴런과  $j$ 번째 출력 뉴런 사이의 연결 강도

③ 승리 뉴런 결정

②단계에서 구해진 유클리디언 거리가 가장 작은 연결 강도를 승리 뉴런으로 결정한다.

④ 연결강도 갱신

③단계에서 결정 되어진 승리 뉴런과 그의 이웃 범위에 속한 연결 강도만을 고려하여 다음 식으로 연결 강도를 갱신한다.

$$W = W + \alpha (X - W) \quad (\text{식 2})$$

$W$  : 승리 뉴런이 된 연결 강도 및 그의 이웃 범위에 속한 연결 강도

$X$  : 입력

$\alpha$  : 학습률

⑤ 목표 학습 회수까지 ②단계에서 ④단계까지의 과정을 반복한다.

Kohonen이 제안한 SOM의 알고리즘의 순서도는 아래 그림2와 같다.

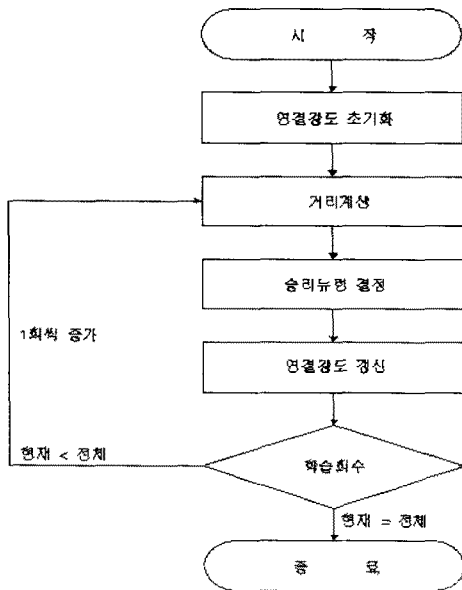


그림2 Kohonen이 제시한 SOM 알고리즘의 순서도

2.2. Isometry가 적용된 SOM

본 논문의 Isometry가 적용된 SOM의 알고리즘으로는 Hamzaoui에 의해 제안된 개념을 사용하였다.[6,7] 즉, 다시 말해 이 코드북 확장 알고리즘은 영상 학습 시 입력 패턴과 가장 유사한 것으로 판단된 승리 뉴런을 8가지의 회전(Isometry)을 적용한 웨이트(Weight)의 집합(Set)에서 검색하여 찾아내는 방식이다. 또한 본 논문에서는 SOM학습을 통해 생성된 코드북을 만들고 여기에 Isometry를 적용해서 codebook을 줄였다.

표1.은 이러한 웨이트의 확장에 사용되는 Isometry에 대해서 정리하여 놓은 것이다.

표1. 8개의 Isometry 정리

Isometry 번호	기능	행렬	Isometry 번호	기능	행렬
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	270° 회전	0 -1 1 0
3	y축에 대한 반영	-1 0 0 1	7	90° 회전	0 1 -1 0
4	180° 회전	-1 0 0 -1	8	y=x에 대한 반영	0 1 1 0

3. 벡터 양자화

3.1. 벡터 양자화의 기본 개념

양자화는 스칼라를 입력으로 받는 스칼라 양자화와 벡터를 입력으로 받는 벡터 양자화로 나뉜다. 벡터 양자화는 임의의 실수 집합에서 벡터를 양자화 하는 것으로, 사용하는 구조와 해석적 모델 및 설계 방법으로 보아서는 스칼라 양자화의 일반화라고 할 수 있다.[2,4]

3.2. 벡터 양자화의 기본 정의

$K$  차원 유클리디안 공간  $R^k$ 내에 벡터  $x$ 가 있다고 가정할 때 이 벡터를  $N$ 개의 한정 집합인  $C$ 로 대응시키는 벡터 양자화기  $Q$ 는 다음과 같다.

$$Q : R^k \rightarrow C \quad (\text{식 4})$$

여기서  $C = (x_i'; i = 1, 2, \dots, N)$ 를 코드북이라고 하고,  $N$ 은 코드북 내에 있는 코드 벡터의 수를 나타낸다.  $x$ 는 입력 벡터이고,  $x'$ 은 재생 벡터를 나타낸다.  $R^k$ 는  $N$ 개의 영역 혹은 셀로 분할되는 것이며,  $i$ 번째 영역은 다음과 같이 정의 된다.

$$R_i = \{x \in R^k : Q(x) = x_i'\} \quad (\text{식 5})$$

입력 벡터와 코드북 벡터의 왜곡을 계산하기 위한 척도로는 다음과 같은 유클리디안 공간에서의 거리를 일반적으로 사용한다.

$$d(x, x') = \|x - x'\|^2 = \sum_{j=0}^K (x_j - x'_j)^2 \quad (\text{식 6})$$

#### 4. 실험 및 결과

신경망 학습 영상은 256x256 크기의 256 단계 밝기 값을 가지는 영상을 사용하였으며 4x4 블록으로 서로 중첩되지 않게 분할을 하여 신경망의 입력으로 주었다. SOM의 웨이트는 100개를 사용하였다.

SOM 알고리즘을 적용한 경우의 학습률은 0.25에서 시작하여 학습을 통하여 입력 패턴이 일정 수준으로 분류된 뒤에는 학습이 진행될수록 지수 함수적으로 감소시켰다. 그리고, 이웃 범위는 처음에는 총 학습 뉴런의 1/5을 승리뉴런을 중심으로 같이 학습을 시켜 주었고, 학습이 진행될수록 지수 함수적으로 감소시켜 마지막 학습을 할 때에는 승리 뉴런만 학습이 되도록 하였다.

복원 영상의 화질을 나타내는 척도로는 다음과 같이 정의되는 PSNR을 사용하였다.

$$\text{PSNR} \equiv 10 \log_{10} \left[ 255^2 / \left( \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P (p_i - q_i)^2 \right) \right] \text{ dB} \quad (\text{식 6})$$

$p_i, q_i$  : 원 영상과 복원 영상의 화소의 gray level 값  
 $P$  : 부호화하는 영상의 총 화소의 수

(학습 회수 : 50 회)



영상1. SOM 적용 영상      영상2. Isometry 적용 영상

위의 영상1.은 Lena의 원영상을 SOM을 사용하여 압축 및 복원 한 영상이며, 영상2.는 Isometry가 적용된 SOM을 사용하여 압축 및 복원을 한 영상이다.

아래의 표2.에 나타난 PSNR의 값들은 Isometry가 적용된 SOM과 Isometry가 적용 되지 않은 SOM을 이용하여 학습률을 0.25로 50회 학습시킨 것으로, Isometry가 적용된 SOM이 Isometry가 적용되지 않은 SOM보다 약 1에서 2[dB]정도 복원 영상의 화질이 개선됨을 알 수 있다.

	SOM [dB]	Isometry 적용 SOM [dB]
Lena	27.37	29.15
Goldhill	27.88	29.46
Moon	28.88	30.69
Airplane	25.03	28.01
Baboon	22.44	23.92

표2. SOM과 Isometry가 적용된 SOM의 PSNR 비교

#### 5. 결론 및 향후 과제

Isometry가 적용된 SOM과 일반적인 SOM의 성능 및 특징을 분석하기 위해서 벡터 양자화기를 이용한 영상 압축 시스템을 구성하여 앞의 실험 및 결과에서 보듯이, Isometry가 적용된 SOM의 복원 영상 화질이 그렇지 않은 SOM에 비해 화질 즉, PSNR이 약 1에서 2dB정도 향상 되었음을 확인할 수 있었다. 그런 반면에 학습시간이 길어지는 현상이 발생하였다.따라서, 앞으로는 Isometry가 적용된 SOM의 속도 향상에 대하여 연구해 보고자 한다.

본 연구는 한국 과학 재단 지정 급요 공과 대학교 전자 부품 산업 고품질화 및 공정 자동화 연구 센터 지원에 의한 것입니다.

#### 참 고 문 헌

- [1] Teuvo Kohonen, "The Self-Organizing Map" Proceeding of the IEEE, Vol. 78, No. 9, Sep. 1990.
- [2] R. M. Gray and D. L. Neuhoff, "Quantization", IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 1, No. 3, pp. 2325-2383, 1992.
- [3] Juha Vesanto and Esa Alhoniemi, "Clustering of the Self-Organizing Map", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 11, No. 3, May 2000.
- [4] F. Madeiro, R. Vilar and B. G. Aguiar Neto, "A self-organizing algorithm for image compression", IEEE Computer Society, pp. 146-150, 1998.
- [5] Simon Haykin, "Neural Networks a comprehensive foundation", Prentice-Hall Inc, pp.443-483, 1999.
- [6] R. Hamzaoui, "Codebook clustering by self organizing maps for fractal image compression", in NATO ASI Fractal Image Encoding and Analysis, Trondheim Norway, Jul. 1995. Also in Fractals, Vol. 5, pp. 27-38, Apr. 1997.
- [7] R. Hamzaoui, and Dietmar Saupe, "Combining Fractal Image Compression and Vector Quantization", IEEE Trans. Image Process., Vol. 9, No. 2, 2000.