

論文95-32B-12-5

# FSCL 신경망을 이용한 영상 분할

## (Image Segmentation Using FSCL Neural Network)

洪元學\*, 金雄圭\*\*, 金南哲\*\*\*

(Won Hak Hong, Woong Gyu Kim, and Nam Chul Kim)

### 요 약

최근, 분할법을 이용한 고등 동영상 부호화기법이 MPEG-4 표준화의 후보방안으로 활발히 연구되고 있다. 기존의 분할법들은 대부분 순차구조를 가지고 있기 때문에 실시간 처리에 적합하지 않다. 본 논문에서는 벡터 양자화를 위한 경쟁학습 신경망을 이용하는 새로운 영상 분할법을 제안한다. 제안된 분할법은 전처리 필터링, 1차 분할과 2차 분할, 소영역제거 과정으로 구성된다. 1차 분할은 입력영상을 자세히 분할한다. 2차 분할은 반복 FSCL을 사용하여 유사영역을 병합한다. 이 과정에서 반복 횟수를 조절함에 따라 영상을 고해상도에서 저해상도로 분할하는 것이 가능하다. 마지막으로 소영역은 인접영역에 병합된다. 제안된 분할법은 기존의 Pavlidis의 분할법과 비교되었다. 실험 결과, 제안된 방법은 0.25-0.3 bit/pel 정도의 비트율에서 비교적 양호한 재생품질의 영상을 얻을 수 있었다.

### Abstract

Recently, advanced video coding techniques using segmentation technique have been actively researched as candidates for video coding of MPEG-4 standard. The conventional segmentation techniques are unsuitable for real-time process because they have sequential structure. In this paper, we propose a new image segmentation technique using competitive learning neural network for vector quantization. The proposed segmentation procedure consist of prefiltering, primary and secondary segmentation, and a small region elimination process. Primary segmentation segments input image in detail. Secondary segmentation merges similar region using a repetitive FSCL(Frequency sensitive competitive learning) neural network. In this process, it is possible to segment an image from high resolution to low resolution by adjusting the number of repetition. Finally, small regions are merged into adjacent regions. Experimental results show that the procedure described yields reconstructed images of reasonably acceptable quality at bit rates of 0.25 - 0.3 bit/pel.

\* 正會員, 蔚山 專門大學 電子科

(Dept. of Elec. Eng., Junior College of Ulsan)

\*\* 正會員, LG 電子 TV 研究所

(LG Electronics, TV Laboratory)

\*\*\* 正會員, 慶北大學校 電子電氣工學部

(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)

※ 본 연구는 한국학술진흥재단의 1993년도 학술연구

조성비에 의해 수행되었음

接受日字: 1994年12月1日, 수정완료일: 1995年11月17日

### I. 서 론

최근, ISO/IEC MPEG-4 그룹과 ITU-T LBC 그룹에서는 PSTN 망, LAN(Local Area Network)과 같은 유선 채널과 이동 무선망과 같은 초고속 채널을 통한 오디오 및 비디오 서비스를 위한 표준화인 MPEG-4 연구가 활발히 진행되고 있다<sup>[1]</sup>.

H.261, MPEG1과 같은 기존의 블럭기반 비디오 부호화 알고리즘을 이러한 초고속 채널을 통한 압축기법에 직접 적용하려고 할 때에는 블럭현상이나 모기현상

과 같은 왜곡이 심하게 발생한다. 이러한 문제점을 해결하고 양호한 화질의 재생영상을 얻기위해서 현재 많은 고등기법들이 연구되고 있다.

이러한 기법들 중 영역기반법<sup>[2]</sup>은 영역/질감 모델, 물체기반법<sup>[3]</sup>은 물체/ 배경모델, 지식기반법<sup>[4]</sup>은 얼 굴/배경 모델에 각각 기반을 두고 있다. 따라서 이들 기법들 에서는 정확하게 영상을 각 모델로 분석을 위해서 효율적인 분할 알고리즘이 필수적이다.

영상분할은 하나의 영상을 동질성(homogeneity) 및 연결성(connectivity)을 만족시키는 영역들로 나누는 것을 목적으로 한다<sup>[5,6]</sup>. 여기서 동질성은 영역내의 모든 화소들이 공통의 성질을 갖는 것이고, 연결성은 영역내의 임의의 두 화소사이에 연결된 경로가 존재하는 것을 나타낸다. 이러한 영상분할은 크게 역치화법, 에지 기반법, 영역 기반법으로 나눌 수 있다<sup>[5,6]</sup>. 역치화법은 영상의 동질성을 고려하기 위해 히스토그램만을 사용함으로써 수행과정은 간단한 반면에 연결성을 고려하지 않아 비연결 영역에 의한 고립영역들이 무수히 발생하는 단점이 있다. 에지 기반법은 초기에 연결성과 동질성은 고려하지 않고 영상의 밝기의 급격한 변화를 이용함으로써 인간의 시각인식에 일치하는 윤곽을 얻을 수 있지만 대비가 작은 경계영역에서 소극(small gap)이 발생하여 서로 다른 영역을 분리하지 못하는 단점이 있다. 영역 기반법은 대상 영상을 먼저 일정한 크기의 단위 영역으로 나누는 후 동질성에 따라 인접한 영역들을 병합하거나 분리하는 방법으로 영상을 자세하게 분할할 수 있어 분할기반 부호화에서의 분할기법으로 흔히 사용되고 있다<sup>[6,7]</sup>. 그러나 기존의 대부분의 영역 기반법들은 인접한 영역들을 순차적으로 탐색한 다음, 이 영역들에 대해서 동질성을 조사하여 유사영역을 병합하고 병합된 영역에 대하여 인접영역을 조사하여 이러한 과정을 반복한다. 이러한 비정칙적인 구조로 인하여 이들에 대한 하드웨어 구현이 힘들고 수행시간이 아주 많이 걸린다.

최근, 영역 기반법에서 중시하는 연결성과 역치화법에서의 동질성을 동시에 고려함으로써 영역 기반법에서와 같이 인접영역을 순차적으로 조사하는 과정이 필요 없어 병렬 구조에 적합한 영상 분할법들이 연구되고 있다<sup>[8-11]</sup>. 이러한 분할법은 영상내의 2차원 화소를 위치와 밝기값을 구성요소로 하는 3차원 벡터로 변환하여 연결성과 동질성을 동시에 고려함으로써 영상 분할을 벡터 양자화문제로 해석한다.

벡터 양자화를 이용한 분할법 연구에서 사용된 경쟁 학습 신경망으로는 이웃 대표벡터간의 상호 연관성을 가지도록 하는 SOFM(Self organizing feature map) 신경망<sup>[8,9]</sup>과 각 대표벡터들이 동일하게 승리하도록 하는 FSCL(Frequency-sensitive competitive learning)신경망<sup>[10,11]</sup>이 있다. 이들 중 FSCL 신경망은 SOFM신경망에 비해 간단한 구조를 가지지만 벡터 양자화의 성능은 떨어지지 않으므로 매우 유용하다. 또한 이들 신경망을 영상분할에 적용할 때는 단순히 단층 신경망으로는 다양한 해상도를 가진 영상을 원하는 해상도를 가진 영역으로 분할할 수가 없다. 이러한 이유로 이들 연구에서 제시된 방법들은 다층 신경망으로 구성하여 사용하거나 단층 신경망을 반복적으로 사용하고 있다.

본 논문에서는 지금까지 저자 등에 의해 연구발표<sup>[9-11]</sup>된 결과를 토대로 하여 FSCL신경망을 반복적으로 사용하여 다해상도로 영상을 분할하는 효율적인 영상 분할법을 제시한다. 이 분할법은 크게 전치 필터 처리, 1차 분할, 그리고 2차 분할 및 소영역 제거의 4단계로 구성되어 있다. 전치필터 처리에서는 입력영상에 존재하는 에지의 거친 변화와 질감영역의 국부입상에 의한 비연결영역의 발생을 완화한다. 1차 분할에서는 먼저 영상내의 2차원 화소를 화소의 위치와 밝기값을 성분으로 하는 3차원 벡터로 변환한다. 다음 FSCL신경망을 사용하여 3차원 공간에서 벡터 양자화를 수행하고 이를 다시 2차원 공간상에 투영하여 영상을 분할한다. 이때 고 해상도의 영상을 분할하기 위해 많은 대표벡터를 사용한다.

그리고 2차 분할에서는 1 차 분할에서 분할된 각 영역들을 영역내의 중심위치와 평균밝기를 성분으로 하는 무게 중심벡터로 변환한다. 다음 이들을 입력 벡터로하여 1차 분할과 같이 벡터 양자화 및 2차원 공간에 투영과정을 수행하여 영상을 분할한다. 또한 2차 분할에서는 고해상도에서 저해상도에 이르는 점진적인 분할영상을 얻기 위해 FSCL에서의 대표 벡터를 점차 줄이면서 반복적으로 수행한다. 마지막으로 소영역 제거 과정에서는 인간 시간인식에 중요하지 않은 소영역을 인접 영역에 병합하였다.

끝으로, 제안된 분할법의 성능을 조사하기 위하여 Girl과 Lena영상에 대해 기존의 대표적인 영역기반법인 Pavlidis의 분할법<sup>[6]</sup>과 비교하고 성능을 검토하였다.

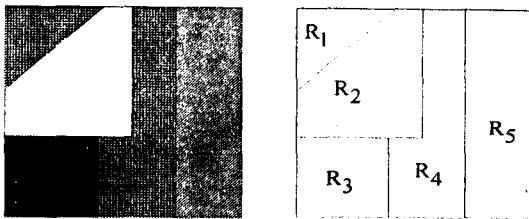
## II. 벡터 양자화에 의한 영상분할

영상분할은 하나의 영상을 동질성 및 연결성을 만족시키는 영역들로 나누는 것을 목적으로 한다. 여기서 동질성은 영역내의 모든 화소들이 공통의 성질을 갖는 것이고, 연결성은 영역내의 임의의 두 화소사이에 연결된 경로가 존재하는 것을 나타낸다. 어떤 영상  $R$ 을 부영역  $R_1, R_2, R_3, \dots, R_N$ 으로 분할하면, 분할된 부영역들은 아래의 조건을 만족하여야 한다<sup>[5,6]</sup>.

1.  $\bigcup_{i=1}^N R_i = R$
2.  $C(R_i) = TRUE, \quad i = 1, \dots, N$   
여기서  $C$ 는 연결성을 나타내는 속성이다.
3.  $H(R_i) = TRUE, \quad i = 1, \dots, N$   
여기서  $H$ 는 동질성을 나타내는 속성이다.
4.  $H(R_i \cup R_j) = FALSE$

여기서 영역  $R_i$ 와  $R_j$ 는 서로 인접해 있다.

위의 분할 조건 1-4를 만족하는 영상분할의 예를 보이기 위해 밝기정보를 동질성으로 고려하여 그림 1의 (a)를 분할하면 (b)의 영상이 된다.



(a) original image      (b) segmented image

그림 1. 영상분할의 예  
Fig. 1. Example of image segmentation.

분할영상 (b)에서 분할된 부영역  $R_1, R_2, R_3, R_4$  및  $R_5$ 의 합집합은 원영상이 되어 분할조건 1을 만족한다. 그리고 분할된 부영역에 속하는 화소들은 서로 연결성(4방향 또는 8방향)을 가져 분할조건 2를 만족한다. 그리고 분할된 부영역에 속하는 화소들은 같은 동질성을 가지므로 분할조건 3을 만족한다. 그리고 서로 인접한 부영역들, 예를 들면  $R_1$ 과  $R_2$ 는 서로 다른 동질성을 가지므로 분할조건 4를 만족한다. 마지막으로 부영역  $R_1, R_4$ 의 동질성은 만족하지만 연결성이 만족하지 않아 서로 다른 영역으로 분할된다.

밝기정보와 같은 동질성  $H$  만으로 영역을 구분하면

그림 1의 영역  $R_1, R_4$ 는 같은 라벨링을 갖는 하나의 영역  $R_1'$ 으로 분류되어 연결성을 만족하지 않는다. 그러나 영상의 각 화소  $f(i, j)$ 를 3차원 벡터  $f_{ij} = (i, j, f)$ 로 변환하면 연결성과 동질성을 동시에 고려할 수 있다. 이때 어떤 영상  $R$ 에 대한 분할 문제는 3차원 벡터  $f$ 의 집합인 체적  $V$ 를 아래의 조건을 만족하는 부체적  $V_1, V_2, V_3, \dots, V_N$ 으로 분할하는 것이 된다.

1.  $\bigcup_{k=1}^N V_k = V$
2.  $P(V_k) = TRUE, \quad k = 1, \dots, N$   
여기서  $P$ 는 동질성과 연결성을 포함한 새로운 속성을 나타낸다.
3.  $P(V_k \cup V_l) = FALSE,$

여기서 3차원 체적  $V_k$ 와  $V_l$ 는 서로 이웃하다.

벡터 양자화에 의한 영상분할 과정은 그림 2의 블록도와 같다. 먼저 입력 영상의 각 화소  $f(i, j)$ 를 3차원 벡터  $f = (i, j, f)$ 로 변환하고, 3차원 벡터 공간상에서 벡터 양자화를 수행한다. 그리고 3차원 벡터 공간상에서 군집화(clustering)된 결과  $f$ 를 2차원 공간상으로 투영시켜 분할된 영상을 얻는다. 여기서 2차원 공간으로 투영한다는 것은 2차원 공간  $(i, j)$ 위치에 3차원 공간의 승리 대표벡터 인덱스  $l$ 를 부여하는 것을 의미한다.

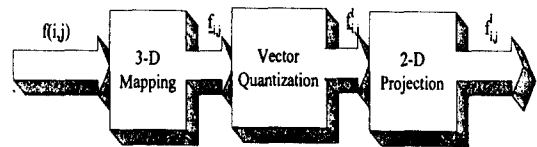


그림 2. VQ를 사용한 분할의 블록도  
Fig. 2. Block diagram of segmentation using VQ.

그러나 3차원 공간상에서 벡터 양자화 과정을 수행할 때 동질성과 연결성을 포함한 새로운 속성  $P$ 는 만족하지만, 질감영역의 국부임상과 에지의 거친 변화에 의해 3차원 공간상에서 군집화된 체적들을 2차원 공간상으로 투영하면 연결성을 만족하지 않는 비연결 영역들이 일부 발생할 수 있다. 이에 대한 설명의 편의를 위하여, 2차원 공간상에서 군집화된 영역을 1차원 구간으로 투영했을 때의 비연결 영역들의 발생 상황을 나타내면 그림 3과 같다. 이때, 2차원 공간에서 군집화된 각 영역  $R_1, R_2, R_3, R_4$ 는 위의 벡터 분할조건

1-3을 만족하지만 군집화된 각 영역내의 화소들을 1차원으로 투영하면 1차원에서는 비연결 구간들이 발생한다. 그러나, 전치필터를 사용하면 비연결 영역의 발생을 감소시키고 발생된 비연결 영역들을 다른 영역에 병합함으로써 이러한 문제는 해결될 수 있다.

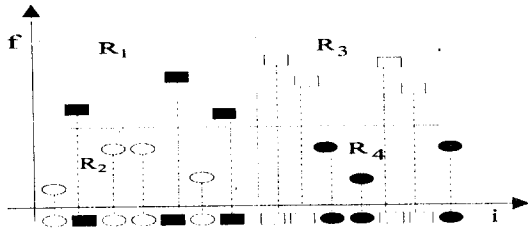


그림 3. 2차원 군집들을 1차원으로 투영했을때 만들어진 비연결 구간의 예  
 Fig. 3. Example of non-connected intervals generated on projecting clusters of 2-D into 1-D.

### III. 경쟁학습 신경망

벡터 양자화를 경쟁학습 신경망으로 수행하면 경쟁 학습 신경망의 병렬 처리 구조로 인해 실시간 처리가 용이하다. 이러한 경쟁학습 신경망으로는 KSFM, FSCL이 있다<sup>[12,13]</sup>.

경쟁학습 신경망의 기본적인 학습 알고리즘은 아래와 같다.

1. 어떤 입력벡터  $f$ 가 주어진다.
2. 각 대표벡터  $w_i$ 에 대해 왜곡  $d(f, w_i)$ 를 구한다.
3. 왜곡이 최소가 되는 승리 대표벡터  $w^*$ 를 구한다.
4. 승리 대표벡터  $w^*$ 를 다음과 같이 조정한다.

$$w^*(n+1) = w^*(n) + \epsilon(n) \cdot [f - w^*(n)] \quad (1)$$

여기서  $n$ 은 현재 반복수를 나타내고  $\epsilon(n)$ 은 학습비율을 나타낸다.

5. 모든 입력벡터에 위의 과정을 수행한다.

승리벡터 조정시  $\epsilon(n)$ 은  $0 < \epsilon(n) < 1$ 의 값을 가지고 반복이 증가함에 따라 감소하여 신경망이 수렴하도록 한다. 그러나 위의 학습 알고리즘은 간단하고 계산량이 적어 하드웨어 구현이 쉬운 반면에 사용되지 않는 대표벡터가 발생하여 전체 평균왜곡을 증가시켜 벡터 양

자화기의 성능을 저하시키는 심각한 문제가 발생한다<sup>[12]</sup>.

FSCL에서는 위의 학습 단계 2에서 입력벡터  $f$ 와 대표벡터  $w_i(n)$ 간의 왜곡을 구할 때의 왜곡측도에 대표벡터의 승리횟수  $u_i(n)$ 를 곱한 왜곡측도를 사용한다. 이렇게 함으로써 FSCL에서는 각 대표벡터가 승리할 기회를 동등하게 부여하여 사용되지 않는 대표벡터 문제를 해결하였다. 그림 4는 FSCL 신경망의 구조를 나타낸다. 이것은 준비층, 입력층, 중간층, 출력층의 4층으로 구성되어 있다. 준비층에서는 입력벡터를 랜덤하게 선택한다. 입력층에서는 입력벡터를 중간층에 부여하는 역할을 하고, 중간층에서는 각 대표벡터와 입력벡터사이의 왜곡을 계산한다. 그리고 출력층에서는 최소 왜곡을 갖는 승리 대표벡터  $w^*$ 를 구하고 승리 대표벡터  $w^*$ 는 학습 알고리즘 단계4와 같이 조정되고 승리 대표벡터  $w^*$ 의 승리 횟수  $u^*(n)$ 이 증가된다.

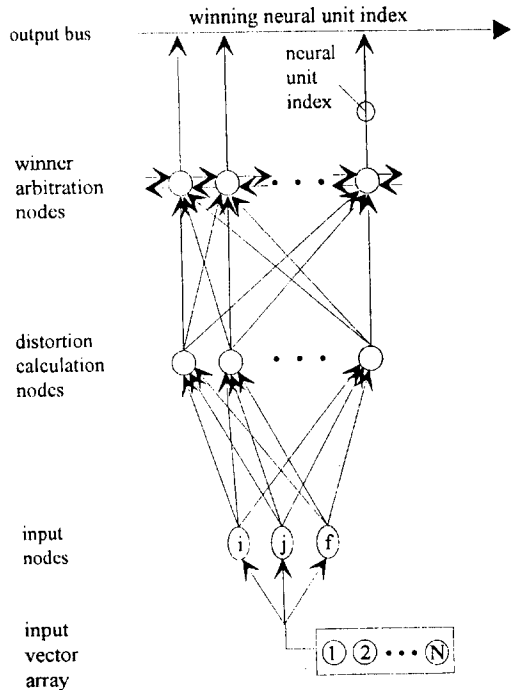


그림 4. FSCL 신경망의 구조  
 Fig. 4. Architecture of FSCL neural network.

### IV. FSCL을 이용한 영상분할법

본 논문에서 사용한 영상 분할 과정은 전치필터 처리, 1차 분할, 2차 분할, 그리고 소영역 제거과정으로

이루어진다. 그림 5는 제안된 방법의 영상분할 과정을 보여준다. 실제 영상들은 다양한 해상도의 정보를 갖고 있다. 그러므로 이 정보를 추출하기 위해서는 점진적으로 영상 분할이 수행되어야 한다. 1차 분할에서는 먼저 영상내의 2차원 화소  $f(i, j)$ 를 화소의 위치  $(i, j)$ 와 밝기  $f$ 를 성분으로 하는 3차원 벡터  $f_{ij} = (i, j, f)$ 로 변환한다. 다음 FSCL신경망을 사용하여 3차원 공간에서 벡터 양자화를 수행하고 이를 다시 2차원 공간상에 투영하여 영상을 분할한다. 이때 많은 대표벡터를 사용하여 자세하게 영상으로 분할한다. 그리고 2차 분할에서는 1차 분할에서 분할된 각 영역들을 영역내의 중심 위치  $(x_c, y_c)$ 와 평균밝기  $f_c$ 를 성분으로 하는 무게 중심 벡터  $f$ 를 입력벡터로 사용하여 1차 분할과 같이 벡터 양자화 및 2차원 공간에의 투영과정을 수행하여 영상을 분할한다. 또한 2차 분할에서는 고해상도에서 저해상도에 이르는 점진적인 분할영상을 얻기 위해 FSCL에서의 대표 벡터를 점차 줄이면서 반복적으로 수행한다. 이러한 과정을 통하여 유사한 속성을 가진 영역을 점차 병합하게 된다. 마지막으로 소영역 제거 과정에서는 인간 시간인식에 중요하지 않은 소영역을 인접 영역에 병합하였다.

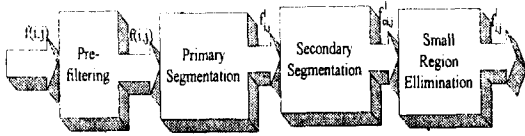


그림 5. 제안된 분할법의 순서  
Fig. 5. Procedure of the proposed segmentation method.

1. 전치필터 처리  
벡터 양자화로 영상분할을 수행할 때 주로 길잡이영역의 국부입상이나 에지의 거친 변화에 의해 많은 비연결 영역들이 발생된다. 이 비연결 영역들은 주로 소영역으로 발생되어 불완전한 분할 결과를 가져온다. 이러한 소영역 발생은 국부입상이나 에지의 거친변화를 완화시키는 전치필터 처리를 수행함으로써 대폭 줄일 수 있다. 제안된 방법에서는 메디안 필터를 전치필터로 사용했다.

2. 1차 분할  
1차 분할은 1024개 정도의 대표벡터를 가진 FSCL 신경망을 이용하여 입력영상을 자세하게 분할하는 과

정이다. 이러한 1차 분할의 블록도는 그림 6과 같다. 여기서 연결성과 동질성을 동시에 고려하기 위하여 입력영상의 각 화소  $f(i, j)$ 의 화소의 위치  $(i, j)$ 와 밝기  $f$ 를 3차원 벡터  $f_{ij} = (i, j, f)$ 로 변환하고 이를 입력 벡터로 하여, 3차원 공간상에서 FSCL신경망을 사용하여 군집화 과정을 수행한다. 그리고 그 결과  $f'$ 를 2차원 영역공간으로 투영하여 영상분할을 수행한다. 군집화를 위한 왜곡측도로 다음식을 사용하였다.

$$D = \|f_{ij} - w_i(n)\|^2 \cdot F(u_i) = \{(i - i_w)^2 + (j - j_w)^2 + (f - f_w)^2\} \cdot F(u_i) \quad (2)$$

여기서  $w = (i_w, j_w, f_w)$ 는 대표벡터이고  $F(u_i) = u_i(n) \exp(-\frac{D}{T_1})$ 을 사용한다<sup>[12]</sup>.  $u_i$ 는 대표벡터  $w$ 의 승리 횟수를 나타내고,  $n$ 은 현재 반복수, 그리고  $T_1$ 은 학습을 위한 총 반복수의 1/3의 값을 가진다. 이렇게 하면  $\lim_{n \rightarrow \infty} F(u_i) \rightarrow 1$ 이 되어 반복수가  $T_1$ 보다 훨씬 많아지면 (2)식으로 왜곡을 계산할 때 대표벡터의 승리 횟수에 관계없는 기본적인 경쟁학습 신경망이 된다. 이와 같이  $F(u_i)$  함수는 반복이 증가함에 따라 감소하는 함수를 사용하여 학습과정이 대략  $T_1$ 반복 때까지는 대표벡터가 승리할 기회를 동일하게 하고 그 이후에는 입력영상의 분포를 고려하여 학습하도록 함으로써 벡터 양자화의 성능을 향상시킨다<sup>[13]</sup>. 이렇게 3차원 공간상에서 군집화된 각 체적들을 2차원 영역공간으로 투영한 다음 연결성을 만족하지 않는 비연결 영역들은 서로 다른 영역으로 라벨링된다.

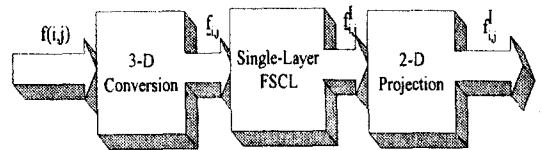


그림 6. 1차 분할의 블록도  
Fig. 6. Block diagram of primary segmentation.

3. 2차 분할  
2차 분할에서는 1차 분할에서 자세히 분할된 영역들을 원하는 갯수의 영역으로 분할되도록 FSCL을 반복적으로 적용함으로써 유사영역을 병합하는 과정이다. 이 때 반복시 사용되는 대표벡터는 반복이 진행됨에 따라 점차 줄어 나간다. 그림 7은 제안된 2차 분할의

블럭도를 보여준다. 2차 분할은 1차 분할에서 분할된 영역을 입력으로 사용하기 때문에 각 영역들의 중심위치  $(x_c, y_c)$ 와 평균밝기  $(f_c)$ 를 무게 중심벡터  $f$ 로 변환한 다음 이들 무게중심벡터를 입력벡터로 하여 1차 분할과 같이 학습 및 군집화 과정을 수행한다. 여기서 군집화를 위한 왜곡측도로는 (3)식을 사용하였다.

$$D = \|L - w_c(n)\|^2 \cdot F(u_c) = \alpha \cdot \{ (i_c - i_n)^2 + (j_c - j_n)^2 \} + \beta \cdot (f_c - f_n)^2 \cdot F(u_c) \quad (3)$$

여기서  $w_c = (i_c, j_c, f_c)$ 는 무게중심벡터의 대표벡터이고,  $u_c$ 는 대표벡터  $w_c$ 의 승리 횟수를 나타내고,  $n$ 은 현재 반복수를 나타낸다. 또한  $\alpha$ 와  $\beta$ 는 각각 공간적인 위치(연결성)와 밝기값(동질성)에 대한 가중치를 나타낸다. 다음 3차원 공간상에서 군집된 각 벡터를 2차원 공간으로 투영하고 라벨링을 수행한다. 투영된 영역으로 부터 다시 영역의 무게중심벡터를 구하고 이를 입력으로 하여 원하는 해상도의 영역으로 분할될 때까지 위의 과정을 몇 회 반복한다.

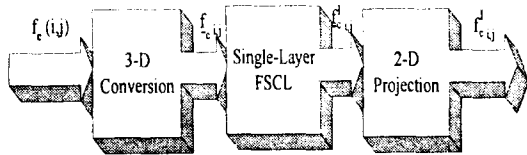


그림 7. 2차 분할의 블럭도

Fig. 7. Block diagram of the secondary segmentation.

2차 분할과정은 동질성을 가진 유사영역 병합을 목적으로 하기 때문에 연결성보다는 동질성에 더욱 많은 가중치를 주어야 한다. 또한 1차 분할에서 많은 대표벡터를 사용하여 자세히 분할된 영역을 한번에 작은 대표벡터를 사용하여 분할하면 정확한 분할에 이르지 못한다. 따라서 본 연구에서는 반복 FSCL을 사용하였다. 즉 처음에는 1차 분할에 사용된 대표벡터의 1/3 정도로 줄인 대표벡터를 사용하여 학습 및 군집화를 수행하고 2차원 공간으로 투영한 다음 라벨링을 수행한다. 다음에는 라벨링된 각 영역의 무게 중심벡터를 FSCL의 입력으로 하여 대표벡터의 수를 1/6정도로 줄인 다음 원하는 횟수만큼 위의 과정을 반복한다. 반복과정이 끝난 후, 최종 적으로 군집화된 각 체적에 해당하는 영역을 라벨링하여 영상을 최종적으로 분할한다. 위의 과정을 반복할 때마다 FSCL의 대표벡터의

수를 점차로 적게 선택함으로써 유사한 인접 영역들이 같은 영역으로 라벨링되어 점차 병합된다. 이러한 과정을 통하여 고해상도에서 저해상도에 이르는 점진적인 분할영상을 얻을 수 있다.

### 3. 소영역 제거

소영역은 인간 시각에 민감하지 않아서 영상의 분할 결과에는 영향을 주지 않는 반면에 영역기반 부호화시에 부호화의 비트를 과도하게 증가시킨다. 그러므로 이러한 소영역은 인접영역에 병합시키는 것이 바람직하다. 본 연구에서는 이러한 소영역을 주사순서에 따라 인접영역에 병합하였다.

## V. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서는 제안된 방법을 256명암도의 256x256 크기를 갖는 Girl과 Lena영상에 대해 실험하였다. 성능비교를 위한 기존의 분할방법으로는 영역기반법 중 가장 널리 알려진 Pavlidis의 분할법<sup>[6]</sup>을 사용하였다. 전치필터로는 분할법과 본 논문의 방법 모두 메디안 필터를 2회 적용하였다. 그리고 각 분할법에 의한 분할 결과와 재생된 영상의 품질을 비교하기 위하여 비트율은 Girl인 경우에는 0.25 bit/pel, Lena인 경우에는 0.3 bit/pel이 되도록 하였다. 그림 8은 실험에 사용된 원영상들을 보여 준다.



(a) Girl

(b) Lena

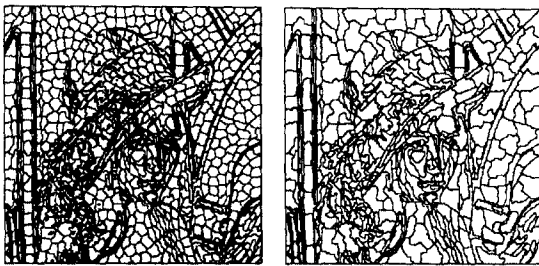
그림 8. 실험에 사용된 원영상들

Fig. 8. Original images used in simulation.

연구된 분할법에서 1차 분할은 영상에 관계없이 1024개의 대표벡터를 사용하여 수행하였다. 2차 분할은 유사영역을 병합하는 과정으로, 영상의 복잡도, 원하는 영역수(해상도)와 관계가 있기 때문에 영상에 따라 반복 횟수를 가변적으로 수행하였다. 또한 인간 시각 특성은 영역의 평균 밝기값의 변화에 민감하기 때

문에, 2차 분할에서는 반복이 진행됨에 따라 점차 밝기값에 해당하는 가중치  $\beta$ 를 증가시켰다. 마지막으로 소영역 제거 과정은 영상에 관계없이 크기가 10 이하인 영역은 인접영역에 병합하였다.

또한 분할된 영상을 분할기반 부호화에 적용할 때 윤곽 경계정보의 4방향 연결성을 고려하여 윤곽 화소 당 1.3 bit 소요되는 것으로 간주하였고 질감정보의 부호화에는 각 영역의 평균값을 8 bit로 할당하여 부호화하였다.



(a) primary segmentation (b) secondary segmentation (1st iteration)



(c) secondary segmentation (2nd iteration) (d) secondary segmentation (3rd iteration)

그림 9. Lena 영상에 대한 분할 경계영상

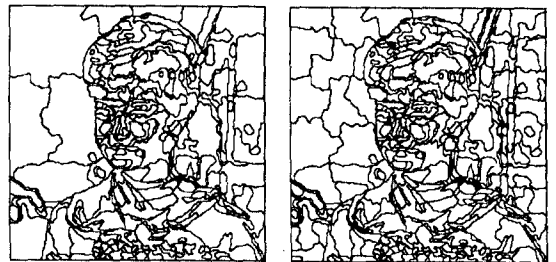
Fig. 9. Contour maps of segmentation for Lena image.

그림 9는 Lena 영상을 제안된 방법을 사용하여 분할한 결과를 보여준다. 여기서 (a)는 1차 분할후의 결과이다. 또한 그림 8의 (b), (c), (d)는 2차 분할 과정에서 3번 반복하는 과정에서 각 단계에서의 분할 결과이다. 여기서 FSCL의 대표벡터는 각각 400, 200, 70개를 사용하였고  $\beta$ 는 각각 2, 10, 12를 사용하였다. 이 그림에서 볼 수 있듯이 2차 분할에서 대표벡터의 갯수를 점차 줄여감에 따라 고해상도에 저해상도의 분할 결과를 얻을 수 있고 따라서 영상 부호화시에 비트율을 가변적으로 조절할 수 있다. 또한 이 경계영

상들을 보면 연구된 분할법이 인간 시각과 일치하는 영역 경계를 잘 추출함을 알 수 있다.



(a) primary segmentation (b) secondary segmentation (1st iteration)



(c) secondary segmentation (2nd iteration) (d) secondary segmentation (3rd iteration)



(e) secondary segmentation (4th iteration)

그림 10. Girl 영상에 대한 분할 경계영상

Fig. 10. Contour maps of segmentation for Girl image.

그림 10는 Girl 영상을 제안된 분할법에 따라 분할하는 과정을 보여준다. 여기서 (a)는 1차 분할후의 결과 영상이다. Girl 영상은 2차 분할시에는 4번 반복하였는데 그림 10의 (c), (d), (e), (f)는 2차 분할 과정에서 각 반복시에 각 단계에서의 분할 결과이다. 여기서 FSCL의 대표벡터는 각각 300, 150, 100, 70개를 사용하였고 밝기값에 대한 가중치는 각각 2, 5, 10, 20을 사용하였다.  $N \times N$  크기의 영상에 대해 제안

된 분할법을 순차적으로 구현하였을 경우 계산량은  $O(N^4)$ 이고 병렬구조의 신경망을 이용하여 구현하였을 경우의 계산량은  $O(N^2)$ 이다.<sup>[15]</sup>



(a) reconstructed image (b) reconstructed image

그림 11. 분할영상을 이용한 재생영상들

Fig. 11. Reconstructed images for using segmentation images.

그림 11은 Girl 영상과 Lena 영상에 대해 그림 9의 (d)와 그림 10의 (e)의 최종 분할결과를 분할기반 부호화한 후 이를 재생한 영상들이다. 이때 질감은 평균 밝기 만으로 근사화하였다. 이 그림에서 보듯이 낮은 비트율에서도 재생영상은 전체적으로 양호한 결과를 보여준다.



(a) contour map (b) reconstructed image

그림 12. Lena 영상에 대한 경계영상과 재생영상  
Fig. 12. Contour map and reconstructed image for Lena image.

그림 12의 (a)는 Pavlidis의 분할법을 사용하여 Lena 영상을 분할한 경계영상이며 (b)는 이 결과를 부호화 한 후 재생한 결과이다. 이 그림에서 보면 추출된 경계영상이 실제 영상과 달리 계단현상이 발생하고 재생영상도 다소 부자연스러움을 알 수 있다. 제안된 분할법과 분합법을 분할기반 영상 부호화에 적용한 결과 Girl 영상은 0.25 bit/pel에서 각각 27.3dB와 27.4db, Lena 영상은 0.3 bit/pel에서 25.8dB와 25.9의 양호한 복원 영상을 얻을 수 있었다.

## VI. 결 론

본 논문에서는 FSCL신경망을 반복적으로 사용하여 다해상도 영상을 분할하는 병렬구조의 영상분할법을 제시하였다. 본 연구의 영상 분할법은 크게 전치필터 처리, 1차 분할, 그리고 2차 분할 및 소영역 제거의 4 단계로 구성되어 있다. 전치필터 처리에서는 입력영상에 존재하는 에지의 거친 변화와 질감영역의 국부임상에 의한 소영역의 발생을 완화하였다. 1차 분할에서는 많은 대표벡터를 사용하여 자세히 영상을 분할하였다. 그리고 2차 분할에서는 대표벡터의 개수를 점차 줄여 감에 따라 고해상도에 저해상도에 이르는 다양한 분할 결과를 얻었다. 마지막으로 소영역 제거 과정에서는 인간 시각인식에 중요하지 않은 소영역을 인접 영역에 병합하였다.

실험을 통해 제안된 분할법이 인간 시각과 일치하는 분할 영상을 얻을 수 있었고, 2차 분할을 통하여 다양한 해상도의 분할 결과를 얻을 수 있었다. 또한 제안된 분할법을 분할기반 영상 부호화에 적용한 결과 Girl 영상은 0.25 bit/pel에서 각각 27.3dB, Lena 영상은 0.3 bit/pel에서 25.8dB의 만족할 만한 복원 영상을 얻을 수 있었다.

좀 더 연구 되어야할 과제로는 영상분할에 대한 동질성의 측도로 화소의 밝기 값 외에 영역내의 평균 곡률과 가우시안 곡률을 사용하는 방법과 본 논문에서 제안한 영상 분할법을 영역기반 동영상 부호화에 적용하는 문제, 그리고 실제 신경 회로망 칩을 사용한 하드웨어 구현 연구가 남아있다.

## 참 고 문 헌

- [1] R. Schaphorst, Special Rapporteur for Very Low Bit Rate Visual Telephony, Document ITU-T/STUDY GROUP 15/WORKING PARTY 15/1, Geneva, Sep. 1993.
- [2] M. Kunt, N. Bernard, and R. Leonardi, "Recent results in high compression image coding," IEEE Trans. Circuits and Systems, vol. CAS-34, pp. 1306-1336, Nov. 1987.
- [3] H. G. Musmann and J. Ostermann, "Object-oriented analysis-synthesis co-



- ding of moving images," *Signal Processing: Image Communication*, vol. 1, no. 2, pp. 117-138, Nov. 1989.
- [4] K. Aizawa, H. Harashima, and T. Saito, "Model-based analysis synthesis image coding(MBASIC) system for a person's face," *Signal Processing: Image communication*, vol. 1, no. 2, pp. 139-152, Oct. 1989.
- [5] S. W. Zucker, "Survey, region growing: childhood and adolescence," *CGIP* 5, pp. 382-399, 1976.
- [6] S. L. Horowitz and T. Pavlidis, "Picture segmentation by a tree traversal algorithm," *Journal of the ACM*, vol. 23, no. 2, pp. 368-388, Apr. 1976.
- [7] M. Kunt, A. Ikonomopoulos, and M. Kocher, "Second generation image coding techniques," *Proc. IEEE*, vol. 73, no. 4, pp. 549-574, Apr. 1985.
- [8] J. Koh, M. Suk, and S. M. Bhandarkar, "A multi-layer Kohonen's self-organization feature map for range image segmentation," *Proc. ICNN'93*, San Francisco, vol. 3, pp. 1270-1276, 1993.
- [9] 김남철, 서정오, 홍원학, 석민수, "반복 KSFM 신경망을 이용한 영상분할 및 부호화," *영상처리 및 이해에 관한 워크*, 제 5회, pp. 79-84, 1993년 2월.
- [10] N. C. Kim, W. H. Hong, M. S. Suk, and J. Koh, "Segmentation Using a Competitive Learning Neural Network for Image Coding," *Proc. IJCNN'93*, Nagoya, vol. 3, pp. 2203-2206.
- [11] 김응규, 홍원학, 김남철, "경쟁 학습신경망을 이용한 영상분할," 제 6회 신호처리 합동학술 발표대회 논문집, pp. 636-640, 1993년 9월.
- [12] S. C. Ahalt, A. K. Krishnamurthy, P. Chen, and D. E. Melton, "Competitive learning algorithms for vector quantization," *Neural Networks*, vol. 3, pp. 277-290, no. 3, 1990.
- [13] A. K. Krishnamurthy, S. C. Ahalt, D. E. Melton, and P. Chen, "Neural networks for vector quantization of speech and images," *IEEE J. Select. Areas Commun.*, vol. 8, no. 8, pp. 1449-1457, Oct. 1990.
- [14] Y. Linde, A. Buzo, and R. M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," *IEEE Trans. comm.*, vol. COM-28, pp.84-95, Jan. 1980.
- [15] 홍원학, 계층적 고속 영상 분할 및 적응적 움직임 보상을 이용한 영역기반 동영상 부호화 경북대학교 대학원 박사학위 논문, 1996년 2월

## — 저 자 소 개 —

洪元學(正會員) 第28卷 B編 第2號 參照

1991년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1993년 9월 동대학원 박사과정 수료. 1995년 3월 ~ 현재 울산전문대학 전자과 전임강사. 주관심 분야는 영상처리, 영상압축, 컴퓨터 비전

金雄圭(正會員)

1994년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1994년 3월 ~ 현재 구미 LG 전자 TV 연구소 연구원. 주관심 분야는 영상처리, 영상부호화

金南哲(正會員) 第30卷 B編 第1號 參照

1978년 2월 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1980년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학박사). 1984년 3월 ~ 현재 경북대학교 전자전기공학부 교수. 1991년 8월 ~ 1992년 8월 미국 syracuse 전기 및 전산학과 객원교수. 1990년 1월 ~ 1994년 12월 생산기술연구원 HDTV 신호처리 분과위원. 1994년 2월 ~ 현재 대한전자공학회 및 한국통신학회 편집위원. 주관심 분야는 영상처리, 영상압축, 컴퓨터 비전.