

## 텍스처 방향특징에 의한 비교사 텍스처 영상 분할

이 우 범\* 김 옥 현\*

\*영남대학교 대학원 컴퓨터공학과  
경북 경산시 대동 214-1

### Unsupervised Texture Image Segmentation with Textural Orientation Feature

Woobeom Lee\* Wookhyun Kim\*

\*Dept. of Computer Engineering, Yeungnam University  
Kyungsan 214-1, Kyungbook, KOREA

E-Mail : beomlee@yu.ac.kr, whkim@yu.ac.kr

#### 요 약

텍스처 분석은 장면 분할, 물체 인식, 모양과 깊이 인식 등의 많은 영상 처리 분야에서 중요한 기술 중의 하나이다. 그러나 실영상에 포함된 다양한 텍스처 성분에 대해서 보편적으로 적용 가능한 효율적인 방법들에 대한 연구는 미흡한 실정이다. 본 논문에서는 텍스처 인식을 위해서 비교사 학습 방법에 기반한 효율적인 텍스처 분석 기법을 제안한다. 제안된 방법은 텍스처 영상이 지닌 방향특징 정보로서 각(angle)과 강도(power)를 추출하여 자기 조직화 신경회로망에 의해서 블럭기반으로 군집화(clustering)된다.

비교사적 군집 결과는 통합(merging)과 불림(dilation) 과정을 통해서 영상에 내재된 텍스처 성분의 분할을 수행한다. 제안된 시스템의 성능 평가를 위해서는 다양한 형태의 다중 텍스처 영상을 생성하여 적용한 후 그 유효성을 보인다.

#### I 서 론

인간형 인지시스템의 개발에 있어서 텍스처는 깊이 지각, 표면 방향, 장면 분할, 물체 인식 등의 내용 분석을 위한 매우 중요한 요소 중의 하나이다. 그러나 실세계에 존재하는 다양한 특징의 텍스처를 묘사하기 위한 수학적 정의는 매우 어려운 문제로서 일반성을 갖는 명확한 해법은 아직까지 제시되지 않고 있다.

과거의 텍스처 분석을 위한 방법으로는 그레이 레벨 공분산 행렬(Gray Level Co-occurrence Matrix: GLCM)을 계산하는 방법[1], 마코프 랜덤 필드(Markov Random Fields : MRFs)로 대표되는 모델 기반 방법[2], 기하학적 방법, 필터링 방법[3] 등이 있다. 그러나 이 방법들은 텍스처가 지닌 크기, 규칙성, 이질성 등에 의존적인 성능을 보이고 있기 때문에 정확한 식별을 위해서는 텍스처의 특징에 대한 선형적 정보를 요구한다. 또한 선형적 정보가 없는 경우에는 매우 다양한 인수가 필요하기 때문에 상당히 많은 메모리와 계산량을 요구한다.

따라서 본 논문에서는 아직까지 도전적 과제로 남아있는 텍스처 영상 인식을 목적으로 신경

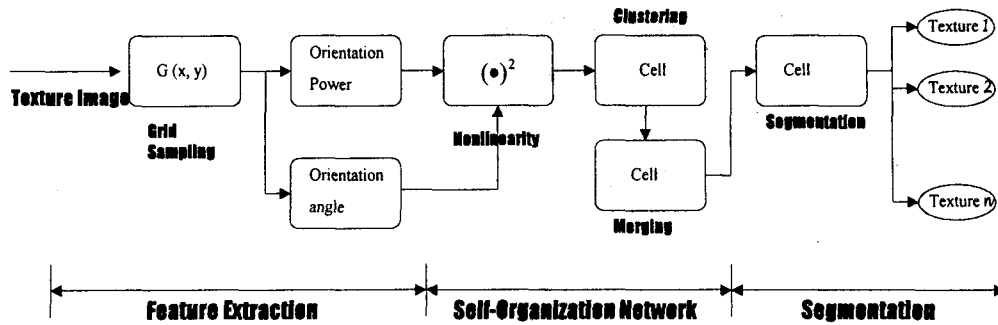


그림 1 제안하는 다중 텍스처 분할 시스템

회로망의 비교사적 학습 방법에 의한 효율적인 영상 분석 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 기존 연구에서처럼 입력 텍스처 영상에 대한 사진의 제약이나 선형적 지식을 사용하지 않으며 자율적인 신경회로망 알고리즘에 의해서 다중 텍스처 영상에 내재된 텍스처 성분을 블록 단위로 군집화하여 분할한다. 이때 신경회로망의 입력은 복잡한 연산에 의한 것이 아니라 필터링에 의한 텍스처 방향을 그 특징으로 한다.

## II 비교사 자기조직형 텍스처 식별

본 논문에서 제안하는 다중 텍스처 영상 분할 시스템은 그림 1과 같이 특징 추출, 자기조직형 신경회로망, 분할의 3 부분으로 구성된다.

### 2.1 텍스처 방향 특징추출

대부분의 텍스처는 각기 다른 텍스처 방향을 가지고 있으며 동일한 평균 밝기, 밝기 분포, 국소적인 변화 규모를 지닌 텍스처의 경우에 텍스처의 공간적인 특징 요소를 파악한다는 것은 매우 어려운 일이다. 특히 상당히 미묘한 텍스처의 경우에 텍스처의 방향은 좋은 특징정보 가운데 하나가 될 수 있다. 따라서 본 논문에서는 계산상의 효율성을 목적으로 격자 샘플링(grid

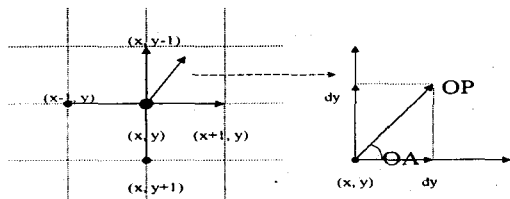


그림 2 방향장에서의 텍스처 방향 특징 추출

sampling)에 기반하여 각 격자점을 중심으로 한 방향각(OA)과 방향강도(OP)를 텍스처 방향특징으로 정의한다.

텍스처의 방향각과 방향강도 성분을 계산하기 위해서는 그림 2에 나타낸 바와 같이 텍스처 영상 내의 어느 한 샘플링 격자점 화소  $G(x, y)$ 에 대해서 각각 식 (1)과 식 (2)와 같이 정의된다.

$$OA(x, y) = \tan^{-1} \left( \frac{dy}{dx} \right) \quad (1)$$

$$OP(x, y) = \sqrt{(dx^2 + dy^2)} \quad (2)$$

$$\text{where } \begin{cases} dx = I(x+1, y) - I(x-1, y) \\ dy = I(x, y+1) - I(x, y-1) \\ I(x, y) : \text{gray level intensity} \end{cases}$$

여기서 식 (1)의  $OA(x, y)$ 는 방향각을 식 (2)의  $OP(x, y)$ 는 방향강도를 나타낸다. 식 (2)의  $dx$ 와  $dy$ 는 각각 어느 샘플링 화소의 수평, 수직 경사값(gradient value)을 의미하며  $I(x, y)$ 는 샘플링 화소  $G(x, y)$ 에서의 그레이 레벨의 강도(intensity)를 나타낸다. 그리고 계산된 방향각과 방향강도 특징은 비선형 변환된 후에 각각의 특징 영상을 생성하며 텍스처 식별을 위한 자기조직화 네트워크의 입력으로 사용된다.

### 2.2 자기조직형 신경회로망

텍스처 방향 특징을 기반으로 한 방향각 특징지도[그림 4(b)]와 방향강도 특징지도[그림 4(c)]를 이용하여 먼저 자기조직형 신경회로망의 입력을 위해서 특징행렬(feature matrix)을 생성한다.

하나의 특징행렬은 생성된 두 개의 특징지도 영상을 격자모양으로 등분한 블록을 단위로 처리한다. 각 특징지도 영상의 동일한 블록에서 추출한 텍스처 방향특징은 각각 특징행렬의 행과 열의 요소로 계산된다.

어느 블록의 한 화소가 각각  $i, j$  수준의 양자화된 값을 가진다면 이 값은 각 특징 성분의 양자화 수준과 동일한 크기의  $n \times m$  구조의 계수기 배열로 보내지고 이 중에서  $i, j$ 의 특징 성분을 담당하는 계수기의 값을 증가시킨다.

따라서 이 계수기 배열은 아래의 식 (3)와 같이 텍스처 식별을 위한 자기조직화 네트워크의 입력 특징행렬  $FM(k)$ 로 사용할 수 있다.

$$FM(k) = \begin{bmatrix} fm_{11}(k) & fm_{12}(k) & \dots & fm_{1n}(k) \\ fm_{21}(k) & fm_{22}(k) & \dots & fm_{2n}(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ fm_{m1}(k) & fm_{m2}(k) & \dots & fm_{mn}(k) \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서 행은 입력영상의 블록  $k$ 에서의 방향각 특징 정도를 의미하고, 열은 방향강도 특징 정도를 나타낸다. 그리고 이 행렬의 한 요소  $fm_{i,j}(k)$ 의 값은 블록  $k$ 에서  $i$  수준의 방향각과  $j$  수준의 방향강도 수준의 누적값을 나타낸다.

특징행렬이 생성되면, 그림 3과 같이 경쟁학습에 기반한 순방향 2층 구조의 자기조직형 신경회로망에 의해서 블록기반의 텍스처 영상의 군화처리를 수행한다. 그림에서  $FM(i)$ 는 방향각과 방향강도의 텍스처 방향 특징에 의한 다중 텍스처 영상 내에서의  $i$  번째 블록 영역의 특징행렬을 나타낸다. 이 특징행렬은 순차적으로 한번에 한 개씩 자기조직화 신경회로망의 입력 노드에

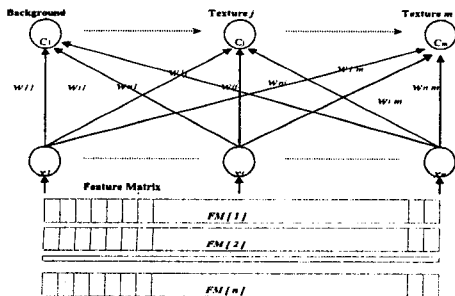


그림 3 제안하는 자기조직형 신경회로망

주어진다. 하나의 특징행렬이 자기조직화 신경회로망의 입력으로 주어지면 출력 층의 각 출력 노드에 대한 거리 계산을 한다. 이때 각 출력 노드는 하나의 텍스처 부류를 의미하며 입력 특징행렬과의 거리가 가장 짧은 노드가 가장 유사한 텍스처 부류가 된다.

그러나 가장 짧은 노드와 입력 특징행렬과의 거리가 어느 임계 수준 이상이 된다면 이것은 기존의 파악된 텍스처와는 상이한 텍스처를 의미하고 출력 층에 새로운 텍스처 부류를 생성한다. 이렇게 해서 입력된 텍스처 영상의 한 블록 영역이 하나의 텍스처 부류로 할당되면 적응 과정을 통해서 승자 부류 노드와 연결된 가중치를 갱신한다. 이상의 과정을 임계조건이 만족할 때까지 반복하고 학습이 종결되면 입력된 다중 텍스처 영상의 각블록이 고유의 텍스처로 분류된 군화지도(clustering map)를 생성한다[그림 4(d)].

### 2.3 블록기반 통합 및 확장처리와 분할

블록기반 군집화 처리 후에 입력 영상의 각 블록 영역은 고유의 텍스처 라벨이 할당된다. 그러나 동질의 텍스처 영역임에도 불구하고 텍스처 내의 오류나 잡음 등에 의해서 하나의 텍스처 영역이 여러 개로 쪼개지는 단편화 문제가 발생한다. 이 단편화 문제를 해결하기 위해서는 자기조직화 신경회로망의 식별 결과인 군화지도의 고립블록이나 오인식 블록에 대한 통합 처리가 수행된다[그림 4(e)].

통합처리된 통합지도를 입력영상과 비교하면 식별된 텍스처 영역은 분할을 위한 충분한 경계영역을 포함하지 못한다. 따라서 분할을 위한 경계영역의 확보를 위해서는 식별된 텍스처 영역의 확장이 필요하다. 텍스처 영역의 확장은 일반적으로 이진 영상의 확장 알고리즘으로 알려져 있는 수리형태론의 불림(dilation) 연산을 통합지도에 대해서 수행한다[그림 4(f)].

불림 연산이 완료되면 텍스처 분할을 위한 경계영역을 포함하는 새로운 확장지도(expanded map)가 생성되고 여기에 윤곽 검출 알고리즘을 적용하여 분할된 텍스처 영역을 추출한다[4].

## III 실험 결과

제안하는 다중 텍스처 영상 분할을 위한 알고리즘의 성능평가를 위해서 다양한 성질을 지닌

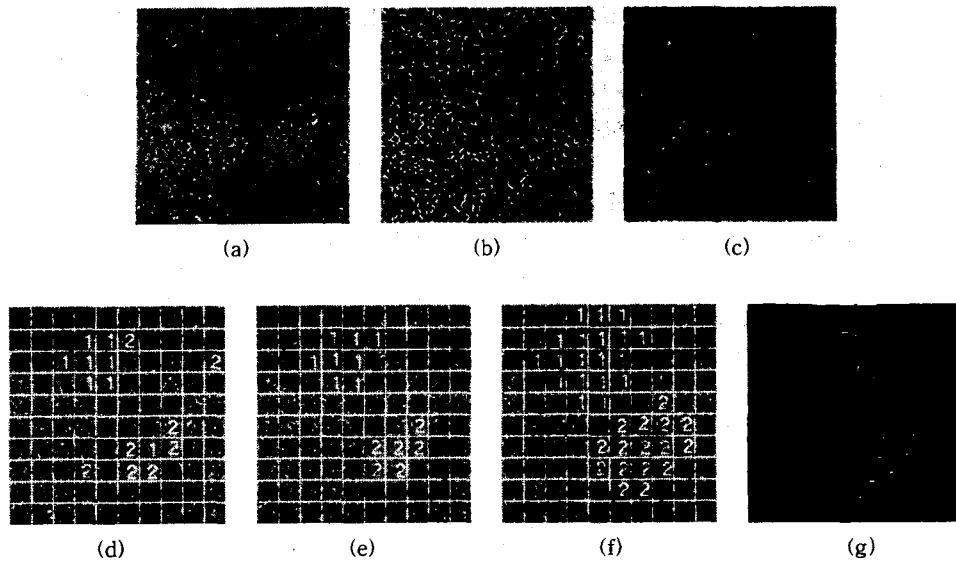


그림 4 (a) 다중 텍스처 실험 영상 D9(Grass : background), D92(Pigskin), D15(Herringbone weave)  
 (b) 방향각 특징지도 (c) 방향강도 특징지도 (d) 균화 지도 (e) 통합 지도  
 (f) 블림연산 후 통합 지도 (g) 텍스처 분할 영상

텍스처 영상을 이용하여 실험을 위한 다중 텍스처 영상을 생성한다. 실험에서 사용된 대부분의 텍스처 영상은 "Brodaz texture book (P. Brodaz, "Texture: A Photographic Album for Artists and Designers", Dover Publications, New York, 1966)"에서 발췌한 것이다. 시스템의 각 단계 처리과정은 SUN SPARC 워크스테이션의 X-Window 환경 하에서 C-언어로 구현하여 다양한 다중 텍스처를 내재한 실험 영상에 적용한다. 그 결과 그림 4와 같이 각 단계에서 성공적인 처리결과를 보인다.

#### IV 결론

본 논문에서는 다중 텍스처 영상으로부터 텍스처 방향특징을 이용하여 자기조직형 신경회로망의 비교사 균화 능력에 기반한 새로운 텍스처 분할의 접근 방법을 제안했다. 제안된 방법은 기존에 방법에 비하여 훨씬 비교사적이며 적은 계산량에 의해서도 양질의 텍스처 분할이 가능하다. 또한 의료 영상, 장애물 감지, 원격 탐사 등의 응용 분야에서 활용 가능하다.

그러나 텍스처 분할 과정에서의 샘플링 간격,

양자화, 처리 블록 크기와 분할 등에 관한 성능 개선의 작업이 요구된다. 이러한 문제점이 해결된다면 향후, 실영상의 내용 분석을 위한 핵심 인식 모듈로서의 적용이 기대된다.

#### [ 참고 문헌 ]

- [1] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, "Computer and Robot Vision", volume 1, Addison-Wesley publishing Company, 1992.
- [2] R. Cross and A. Jain, "Markov random field texture models", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 5, pp.25-39, 1983.
- [3] Trygve R. and Vidar A. "Optimal filtering for unsupervised texture feature extraction", Proc. Visual Communications and Image Processing, 1996.
- [4] D. Marr and E. Hildreth, "A theory of edge detection", Proc. R. Soc. Lond. B207, pp.187-217, 1980