

ART2를 이용한 효율적인 텍스처 분할과 합병

김도년, 조동섭
이화여자대학교 전자계산학과

Texture Segmentation using ART2

Kim Do Nyun and Cho Dong Sub
Dept. of Computer Science, Ewha Womans University

Segmentation of image data is an important problem in computer vision, remote sensing, and image analysis. Most objects in the real world have textured surfaces. Segmentation based on texture information is possible even if there are no apparent intensity edges between the different regions. There are many existing methods for texture segmentation and classification, based on different types of statistics that can be obtained from the gray-level images. In this paper, we use a neural network model --- ART-2 (Adaptive Resonance Theory) for textures in an image, proposed by Carpenter and Grossberg. In our experiments, we use Walsh matrix as feature value for textured image.

1. 서론

개념적으로 텍스처의 특성은 기본 패턴의 반복이라고 할 수 있다. 그런데 그러한 기본 패턴의 구조는 deterministic하다기보다는 statistical하다고 할 수 있다. 즉 기본 패턴이 규칙적으로 반복된다기보다는 일정한 형태로 분포된다고 볼 수 있다. 텍스처 영상 분석에 있어서 첫번째 단계는 다른 텍스처들간의 구분에 있다. 접근 방법은 크게 통계적인 방법과 구조적인 방법으로 나눌 수 있다.

통계적 방법은 통계적인 특성을 갖는 대부분의 자연적인 텍스처 영상 분석에 적합하며 구조적 방법은 deterministic한 특성을 갖는 텍스처 영상 분석에 적합하다. 일반적으로 텍스처 영상의 구조를 묘사하기는 매우 어렵다. 따라서 텍스처의 구조의 basis에 의한 텍스처 분류라는 것은 결국 텍스처의 통계적인 basis에 의한 것이라고 할 수 있을 것이다. 즉 구조적으로 동일한 텍스처라는 것은 동일한 통계적 특성을 갖는다는 것을 의미하게 된다. 이러한 관점에서 통계적인 접근방법이라는 것은 구조적 분류를 위한 저차주제치라 할 수 있다. 구조적인 텍스처 분석은 텍스처가 구분 가능한 텍셀로 구성되어 있다는 기본 가정을 근거로 한다. 즉 그러나 대부분의 텍스처는 규칙적인 무늬의 연속으로 표현할 수 있는 기하학적인 규칙성을 가지고 있지 않다. 거의 불규칙적인 텍스처 모습을 보이고 있기 때문에 이러한 것은 모양에 의하여 만족스럽게 나타낼 수 있지 않고 통계적인 모델에 의하여 가장 잘 묘사할 수 있을 뿐이다. 통계적 방법에는 자체상관 함수, 주파수 공간의 역률 밀도 함수, 단위면적당 윤곽점수, 명암도 등발생성, 최대명암도의 상대적 분포도, 수학적 형태학등이 있다.

이러한 통계적 방법을 이용한 텍스처 분할은 영상의 분할에 있어서 중요한 요소이다. 본 논문에서는 지금까지 제시된 텍스처 특성 요소들과 ART(adaptive resonance theory)를 이용하여 텍스처 분할을 시도하였다.

2. 텍스처 분류 기준

텍스처 분석에 사용되는 통계량들은 자체상관계수(auto-correlational), 텍스처 에너지, 공간적 명암도 의존성, 구배(gradiant)에 의한 분석, 극대점 밀도를 이용한 분석등이 있으나 본 논문에서는 공간적인 상호 의존성에 근거한 통계량들을 특성 요소로 사용하였다.[10]

2.1 공간적 명암도 의존성(spatial gray-level dependence) [6][10]

텍스처 특성은 명암도의 공간적 분포 양태로부터 얻을 수 있다. 명암도(gray level) i와 j인 두개의 픽셀이 거리 d만큼 떨어지고 방향이 8인 위치에 있다면 텍스처 특성은 i, j, d, θ 에 의존한다. 이러한 픽셀 쌍의 수를 P라고 하면, P는 $P(i, j, d, \theta)$ 로 나타낼 수 있다. 즉, 주어진 영상에서 $P(i, j, d, \theta)$ 는 명암도가 i이고 j이면서 이산적 거리 수치 d만큼 떨어지고, 이산적 각도 θ 만큼의 방향으로 나열된 픽셀 쌍들의 총 수이다. 에너지, 엔트로피, 상관계수, 관성, 지역적 균일성(local homogeneity)등이 있으며 문제점으로는 직관적인 텍스처에 대해 느끼는 특성을 표현하는 것이 미흡하며 예를 들어 에너지 함수의 경우 에너지 값이 크다고 해서 텍스처가 부드럽다거나 거칠다거나 하는 의미를 부여할 수 없고 단지 양태에 따른 분류만 가능하다는 것이다.

2.2 시각인식에 근거한 분류 기준 [8][9]

대개 계산할 수 있는 형태로 유도된 시각 인식에는 coarseness, directionality, total area ratio, homogeneity, spreadness, density등의 특징점이 있다. coarseness, directionality, total area ratio는 사람이 텍스처를 분류하는데 직관적으로 사용하는 시각 인식들을 알 수 있고 homogeneity, spreadness, density는 이전 영상의 경우처럼 영상에서 밝기의 변화하는 정도를 측정할 수 없는 경우에 중요한 텍스처의 분류 기준이 되는 시각 인식들이다. 여기서 homogeneity는 각 방향에 대해 연속된 화소들의 길이가 얼마나 다른가를 의미한다. spreadness는 element들이 얼마나 퍼져 나타나는가를 의미하고 density는 얼마나 element들이 응집되어 있는가를 나타낸다.

Coarseness는 텍스처를 구분하는 가장 기본적인 시각 인식 기준으로 폼은 의미에서 생각할 때 텍스처는 Coarseness를 의미하기도 한다. 결국 element의 크기가 물수록 더 coarse하고 또 비슷한 크기이면 element의 수가 많은 것이 더 coarse하다. Directionality는 element의 형태와 placement rule에 관계된다. Total Area Ratio는 전체 영상에서 값이 1인 화소들이 차지하는 백분율을 의미한다. Homogeneity는 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 에 따라 연속된 화소들의 길이가 얼마나 다른지를 의미한다. 대개 homogeneity가 element의 평균 크기에 반비례함을 보여준다. Spreadness는 영상에서 element들이 얼마나 흩어져 있는지를 나타낸다. 이를 측정하기 위해 영상을 16등분으로 나누어 각각에

포함된 화소들의 수를 고려한다. Density는 영상에서 element들이 얼마나 웅집되어 있는지를 나타낸다.

시각인식에 근거한 분류 기준의 문제점은 지나치게 적관적일 수 있고 고려하는 값들간의 기증치의 문제가 발생한다는 것이다.

2.3 영상변환에 의한 분류 [10]

*4 Walsh 매트릭스를 각각 마스크로 사용하여 화상 $f(x,y)$ 에 마스크 처리하여 각각의 특징수치를 얻을 수 있다. 영상을 마스크 크기의 국소 영역으로 분할하여 Walsh 매트릭스의 마스크로 처리하면 모두 16개의 특징수치가 산출된다. 이것을 Walsh 스펙트럼이라고 부르고 각각의 국소 영역에 대한 Walsh 스펙트럼을 비교해 나가면 그 스펙트럼이 같거나 유사한 국소 영역을 발견할 수 있다. 이러한 영역은 같은 텍스처를 가지는 것으로 판정할 수 있다. 텍스처 구조를 구성하는 무늬의 크기에 따라 Walsh 매트릭스의 크기를 선정할 수도 있다. Walsh 매트릭스의 크기는 8×8 , 16×16 , 32×32 등으로 확장해 나갈 수 있다. 마스크 처리한 Walsh 매트릭스의 크기의 화상 국소 영역 $f(i,j)$ 에 Walsh 마스크 w_{ij} 와 내적 연산을 시행함을 의미한다. Walsh 마스크에 의한 텍스처 분석은 그 계산이 단순하다는 데에 큰 잇점이 있다. 특히 원 화상이 2차 화상인 경우에는 매우 간단하다. 이러한 방법을 소프트웨어적인 방법보다는 하드웨어적인 방법으로 신속하게 계산하고 텍스처의 동일성 여부를 판정하게 할 수도 있다. 비슷한 방법으로 Karhuen-Loeve 변환, run length 방법, 선형 예측법 등이 있다.

3. ART(Adaptive Resonance Theory)모델 [11]

신경망 모델은 입력의 형태에 따라 이진수에 대한 처리가 가능한 것과 연속값에 대한 처리가 가능한 것으로 나누어지며, 이들은 훈련방법에 따라 원하는 결과값을 함께 학습시키는 교사학습(supervised learning)방법과 원하는 결과값을 자기 조직화시키도록 하는 비교학습(unsupervised learning)방법으로 나눌 수 있다. 흡필드 네트워크나 퍼셉트론 같은 교사학습 모델들은 연상 기억장치나 분류기로 사용되었고 ART 모델은 코호넨의 형상 지도 모델, SOM 모델과 함께 비교학습 모델의 일부를 이루는 것으로서 코호넨의 형상 지도 모델이 가진 경쟁 학습의 약점인 안정성을 보장한 것이다.

ART모델의 가장 큰 특성은 기존에 학습되었던 것이 새로운 학습에 의해 지워지지 않도록 하면서 새로운 지식을 자동적으로 전체 지식 베이스에 일관성 있는 방법으로 통합한다는 것이다. 즉 적절하게 매치되는 새로운 정보를 이용하여 이미 배운 내용들을 정제하며 새로운 지식 카테고리의 학습을 위하여 새로운 노드를 선택하고 기억 용량을 넘어서는 과다한 새로운 입력에 의해 기존의 취득한 내용이 지워지는 것을 방지한다. 따라서 끊임없이 변화하는 환경에서 자신의 메모리 용량을 전부 소모할 때까지 제한없는 입력에 대해 실시간으로 빠르고 안정되게 배울 수 있는 구조이다. Carpenter와 Grossberg에 의해 개발된 ART모델은 이진수로 된 입력만을 받아들일 수 있는 ART-1이 있고 아날로그나 계조 영상의 벡터 콤팘트론도 입력 패턴으로 받아들일 수 있는 ART-2가 있다.

ART-2 모델은 외형상 ART-1 모델과 입력 패턴의 형태가 다른 다. ART-2 모델은 이진 패턴뿐만 아니라 아날로그나 계조 영상 벡터 콤팘트론도 입력 패턴으로 받아들인다. ART-2의 아날로그 패턴들은 처리할 수 있는 시스템 구조를 ART-1과 비교해서 살펴보면, ART-2는 F_1 처리 단계와 이득 제어 시스템으로 이루어진다. 그러나 LTM(Long Term Memory)에서의 등식은 F_1 보다 간단하다. 그림 3.1은 ART-2의 간단한 구조도이다. 전체적으로 주의 서브시스템(attentional subsystem)과 적응 서브 시스템(orienting subsystem)으로 이루어진다. 주의 서브 시스템은 F_1 , F_2 그리고 이득 제어 시스템으로 구성되고, 적응 서브 시스템은 식별하는 기능을 한다. ART-2에서는 아날로그 패턴을 처리하기 위하여, F_1 처리 단계를 전후연결을 가진 여러 부속 단계들로 나누었다. 그림 3.1에서는 F_1 을 w, x, u, v, p, q 의 6개의 처리단

계로 나누었고 그림에서 G 는 각 단계로 축면 제어 신호를 보내는 이득 제어 시스템을 나타낸다. F_1 의 모든 부속단계들과 적응 서브 시스템의 r 은 같은 깃수의 유니트들로 구성되었는데 이것은 F_2 로의 상향 연결과 F_2 로부터 오는 하향 연결을 제외한 모든 연결이 부속 단계들 단위로 연결되었음을 의미한다.

4. 실험 및 결과

본 논문에서는 텍스처의 분할 및 분류에 근거한 텍스처의 분석에 텍스처의 공간적인 특성치들을 ART모델에 적용하여 구분하는 방법을 제시하였다. 전체적인 시스템 구성은 그림 4.1과 같다.

KxK 텍스처 영상을 K보다 작은 LxL 정방형 부영역으로 분할 한다. 대개 L은 2, 4, 8, 16, 32등의 값을 갖는다. 각 부영역에 대해 선택한 특성치 요소들을 계산해 낸 다음 각 특성치를 ART의 입력으로 하여 각각의 카테고리를 분류해 낸다. 실험에서는 카테고리 깃수 N을 16개 이하로 하였고 M은 그 이상이 될 수 있다. 실험에서는 특성치로 Walsh 변환을 이용하였고 그림 4.2은 실험에 사용한 4x4 Walsh 마스크이고 그림 4.3은 여러 텍스처가 혼합되어 있는 원 영상, 그림 4.4은 실험을 통한 결과 텍스처가 분류된 것이다.

5. 결론

본 논문에서는 텍스처 분석에 사용되는 텍스처 분류 및 분할에 ART 네트워크를 사용하였으며 ART 네트워크의 입력이 되는 특성치는 공간적 명암도 의존성 중 에너지, 엔트로피, 상관계수, 관성, 지역적 균일성 등을 이용하였으며 Walsh변환을 이용하였다. 이 특성치들은 만약 각 텍스처의 특성을 이미 알고 있다면 다른 특성치를 계산하여 사용할 수도 있다. 기존의 방법들이 텍스처 분류에 영상 한장을 모두 동일한 텍셀로 구성되어 있다고 가정하는 것은 텍스처 분류 및 분할 면에서는 실용성이 없다. 본 논문에서는 한장의 이미지에 혼재되어 있는 여러 텍스처들을 지역적인 연산에 의해 분류하였다. 이상적인 부영역의 크기는 텍셀의 크기라고 할 수 있겠지만 처리하려는 텍스처에 대한 사전 정보가 없는 경우가 대부분이기 때문에 이상적인 부 영역을 선택하는 방법이 정량으로 정해진다는 것은 아주 해결하기 어려운 문제이며 주정치를 구하는 것이 앞으로의 과제라고 할 수 있다. 특성치들이 텍스처의 확대, 축소에 민감한 점을 보안하는 특성치를 구하는 것도 향후 과제이며 통계량 계산시 특정 요소에 대한 가중치에 관한 것은 ART 네트워크의 입력단계에서의 간단한 조작으로도 해결할 수 있다는 것이 이 논문에서 사용한 방법의 특징이라고 할 수 있다.

Reference

1. Yoh-Han Pao, Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks, pp.171-183, Addison Wesley, 1989.
2. Vishvjit S.Nalwa, A Guided Tour of Computer Vision, pp.187-214, Addison Wesley, 1993.
3. William K. Pratt, Digital Image Processing, 2nd Ed. pp. 567-595, John Wiley & Sons, 1991.
4. James A. Freeman, David M. Skapura, Neural Networks, pp. 291-339, Addison-Wesley, 1991.
5. Bart Kosko, Neural Networks for Signal Processing, pp. 37-61, Prentice Hall, 1992.
6. Dana H. Ballard, Christopher M. Brown, Computer Vision, pp.166-194, Prentice-Hall, 1982.
7. Rovert M. Haralick, Linda G. Shapiro, Computer and Robot Vision, Vol 1, pp. 453-508, Addison-Wesley, 1992.
8. 김교식, 한준희, "Texture의 시각적 분류기준," 1993년도 한국정보과학회 가을 학술 발표논문집 Vol.20, No.2, pp. 337-340, 1993.
9. 강명구, 윤두만, 한준희, 박영복, 김동승, 박찬모, "표면검

- 사를 위한 패턴 분류 실험," 1992년도 한국정보과학회 봄 학술 발표논문집, Vol. 19, No. 1, pp. 130-133, 1992.
10. 김희승, 영상인식, pp. 175-199, 생동, 1993.
 11. 김대수, 신경망이론과 응용 (I), pp. 169-210, 하이테크정보, 1992.
 12. Felicia M. Vinrotter, Ramakant Nevatia, Keith E. Price, "Structural Analysis of Natural Textures," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-8, No. 1, pp. 76-89, Jan. 1986.
 13. Robert M. Haralick, "Statistical and Structural Approaches to Texture," Proceedings of IEEE, Vol. 67, No. 5, pp. 786-804, May, 1979.
 14. Richard W. Connors, Charles A. Harlow, "A Theoretical Comparison of Texture Algorithms," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-2, No. 3, pp. 204-222, May, 1980.
 15. Mihran Tuceryan, Anil K. Jain, Texture Analysis, Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, World Scientific Publishing Company, pp. 235-276, 1993.

0 0 0 0	0 0 1 1	0 1 0 1	0 1 1 0	0 0 0 0	1 1 0 0
0 0 0 0	0 0 1 1	0 1 0 1	0 1 1 0	0 0 0 0	1 1 0 0
0 0 0 0	0 0 1 1	0 1 0 1	0 1 1 0	1 1 1 1	0 0 1 1
0 0 0 0	0 0 1 1	0 1 0 1	0 1 1 0	1 1 1 1	0 0 1 1
W ₀₀	W ₁₀	W ₂₀	W ₃₀	W ₀₁	W ₁₁
1 0 1 0	1 0 0 1	1 1 1 1	1 1 0 0	1 0 1 0	1 0 0 1
1 0 1 0	1 0 0 1	0 0 0 0	0 0 1 1	0 1 0 1	0 1 1 0
0 1 0 1	0 1 1 0	1 1 1 1	1 1 0 0	1 0 1 0	1 0 0 1
0 1 0 1	0 1 1 0	0 0 0 0	0 0 1 1	0 1 0 1	0 1 1 0
W ₂₁	W ₃₁	W ₀₂	W ₁₂	W ₂₂	W ₃₂
0 0 0 0	0 0 1 1	0 1 0 1	0 1 1 0		
1 1 1 1	1 1 0 0	1 0 1 0	1 0 0 1		
1 1 1 1	1 1 0 0	1 0 1 0	1 0 0 1		
0 0 0 0	0 0 1 1	0 1 0 1	0 1 1 0		
W ₀₃	W ₁₃	W ₂₃	W ₃₃		

그림 4.2 4*4 Walsh 마스크

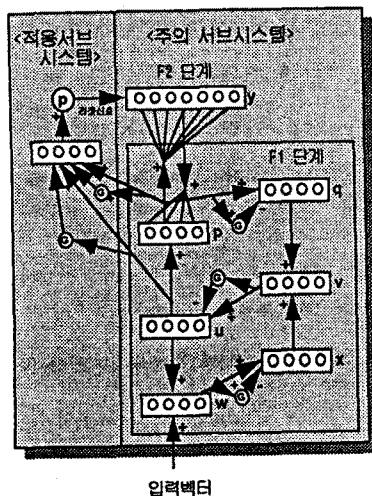


그림 3.1 ART-2 구조도

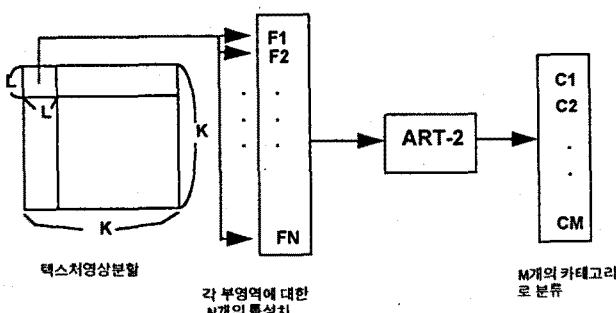


그림 4.1 전체적인 시스템 구성

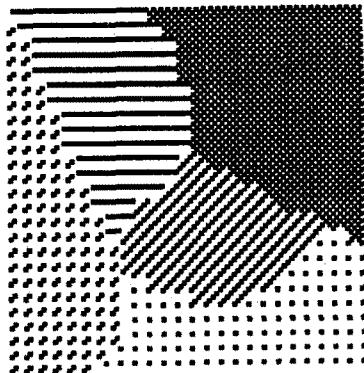


그림 4.3 원영상

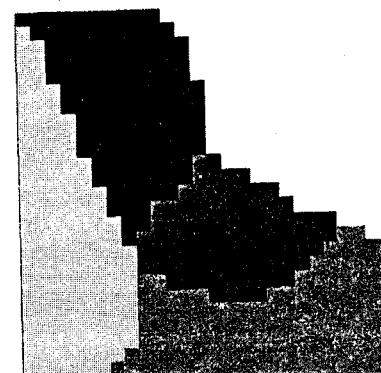


그림 4.4 실험결과 분할된 영상