

계층적 분산 유전자 알고리즘을 이용한 MRF 모델에 기반한 영상의 분할

김 은이* , 박 세현, 김 진욱, 김 항준
경북대학교 컴퓨터공학과

MRF Model based Image Segmentation using Hierarchically distributed genetic algorithm

Eun Yi Kim*, Se Hyun Park, Jin Wook Kim and Hang Joon Kim
Department of Computer Engineering, KyungPook National University
Taegu, 702-701, South Korea
eykim@ailab.ce.kyungpook.ac.kr

요 약

본 논문에서는 노이즈와 블러링에 의해 오염된 영상의 비 지도 분할 방법을 제안한다. 본 논문에서는 Markov random field (MRF) model을 사용하는데, 이것은 오염된 영상에 처리하는데 효율적이다. MRF는 연산적으로 복잡하기 때문에 이를 해결하기 위해서 효율적인 최적화 도구로 필요로 한다. 본 논문에서는 계층적 분산 유전자 알고리즘 (HDGA)를 사용한다. HDGA는 상위 계층에서 더 넓은 탐색 공간을 조사하는 다계층 탐색 전략이다. 실험 결과는 제안된 방법이 실제 이미지를 분할하는데 효율적이라는 것과 교통량 측정과 같은 영상 처리에 응용 가능성을 보여준다.

1. 서론

영상 분할은 입력된 영상을 처리하여 유사한 화소들의 집합인 영역들로 화소들을 구분하는 작업이다. 영상 분할은 초기 단계의 잡음 제거와 같은 영상 처리와 마지막 단계인 영상 인식의 중간 부분에 위치하는 단계로 영상 분할의 결과는 영상 인식의 정확성에 크게 영향을 미친다. 실 영상에 대해서 직은 사전 정보를 필요로 하기 때문에 최근 MRF는 영상 처리에서 많이 사용되고 있다 [1, 2, 3, 5]. MRF는 영상의 국소적 성질을 기술하고, 원래의 영상을 재생성하기 위해서 관측된 데이터와 조합하는 영상 모델이다. MRF에 기반을 둔 방법에서 파라미터 추정 문제는 중요한 문제이다. 파라미터의 값이 알려져 있는 지도 분할에서는 잘 수행되지만, 비 지도 분할에서는 파라미터 추정이라는 중요한 문제가 발생한다. 알려지지 않은 많은 파라미터들을 다루는 것은 연산 시간이 매우 많이 든다. 이는 문제의 복잡도를 증가시킬 뿐만 아니라, 연산 수행 시간을 증가시킨다. 따라서 효율적인 최적화 도구를 필요로 한다. 본 논문에서는 이러한 문제를 극복하기 위해서 계층적 분산 유전자 알고리즘 (HDGA)를 사용한다. HDGA는 상위 계층에서 더 넓은 탐색 공간을 조사하는 다계층 탐색 전략으로 확장성 파라미터 탐색 접근을 사용한다. 본 논문에서 제안된 방법은 병렬성을 가지고 있으며, 비지도 분할방법이다. 실험 결과는 제안된 방법이 실제 이미지를 분할하는데 효율적이라는 것과 교통량 측정과 같은 영상 처리에 응용 가능성을 보여준다. 본 논문에서 다루어지는 내용은 다음과 같다. 2장에서는 에너지 함수의 정의를 다루고, 3장에서는 최적화 도구로 사용되

는 HDGA를 소개한다. 4장에서는 실험 결과가, 5장에서는 결론이 이어진다.

2. 에너지 함수의 정의

유한한 공간 $S = ((i, j) : 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N)$ 상에서 정의 되는 X 는 원래의 영상을 나타낸다. X 는 관측 가능한 화소의 칼라값들의 벡터, F 와 관측 불가능한 경계선 성분으로 구성되어있는 레이블들의 값, L 의 쌍으로 이루어져 있다고 본다. 본 논문에서는 입력 영상 G 를 $H(X) + N$ 로 표현한다. 여기에서 H 는 한 영역내에서는 동일한 3×3 크기의 블러링 행렬을, N 은 입력 영상에 독립적인 확률 모델로 평균값, μ 과 분산값, σ 으로 구성된 가우스 변수 (Gaussian variable)라고 가정한다. 각 화소의 칼라값 $F_{i,j}$ 는 HSI (Hue, Saturation, Intensity) 모델로 표현되는 확률 변수이고, 레이블 값 $L_{i,j}$ 은 집합 $A = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots\}$ 에서 하나의 값을 가지는 확률 변수이다. $\Gamma = \{\gamma_{i,j}\}$ 을 공간 S 에 대한 주변 시스템 (neighborhood system)이라고 정의할 때, $\gamma_{i,j}$ 는 (i, j) 번째 화소에 이웃한 화소들의 집합이다. 가능한 모든 배열의 집합 $\Omega = \{\omega = (x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{M,N})\}$ 에서 X 는 MRF이다. 본 논문에서 다루는 문제는 관찰 영상 G 가 주어졌을 때, 정의된 기준에 따라 관찰된 영상과 가장 적절히 일치하는 레이블 L 을 결정하는 것이다. L 을 결정하기 위해서는 가장 먼저 최적화 척도를 마련해야 한다. 본 논문에서는 사후확률을 최대화 시키는 방법인 MAP(maximum a

posterior)를 최적화 척도로 채택하였다 Bayesian 규칙에 의해 다음이 성립한다.

$$\begin{aligned} & \arg \max P(X=\omega | G=g) \\ &= \arg \max \frac{P(G=g | X=\omega) \times P(X=\omega)}{P(G=g)} \end{aligned} \quad (1)$$

식 (1)은 다음 식 (2)와 (3)의 두 가지 항으로 구성된다

$$\begin{aligned} P(G=g | X=\omega) &= P(N=g - H(X) | X=\omega) \\ &= (2\pi\sigma^2)^{-\frac{MN}{2}} \exp\left(-\frac{\|u - (g - H(\omega))\|^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (2)$$

$$P(X=\omega) = \frac{1}{Z_1} \exp(-U(f, l)) \quad (3)$$

$$U(f, l) = -\sum_C (V_1(f|l) + V_2(l)) \quad (4)$$

$$Z_1 = \sum_X \exp(U(f, l))$$

식 (4)에서 partition 함수 Z_1 는 정규화 상수이고 V_1 과 V_2 는 클릭 c 의 클릭 potential로 다음과 같이 정의된다 C 는 모든 클릭들의 집합을 말한다

$$V_1(f|l) = \begin{cases} -1 & L(ch_i) = L(ch_j) \text{ and } F(ch_i) = F(ch_j) \\ 1 & L(ch_i) = L(ch_j) \text{ and } F(ch_i) \neq F(ch_j) \\ 0 & L(ch_i) \neq L(ch_j) \end{cases}$$

$$V_2(l) = \begin{cases} -1 & c\text{안의 모든 화소들의 레이블이 같으면} \\ 1 & \text{그렇지 않으면} \end{cases}$$

식 (1)에 (2)와 (3)을 대입하고, log함수를 취한 후 pseudolikelihood (PL) 근사를 사용하면[3] 다음과 같이 나타난다.

$$E_{PL} = \frac{-\log(2\pi\sigma^2)}{2} + \frac{\|u - (g_{PL} - H(f_{PL}))\|^2}{2\sigma^2} + V_1 + V_2$$

본 논문에서는 위의 항을 에너지 함수, E_{PL} 로 정의한다. 따라서 사후확률값의 최대화는 에너지 함수의 최소화로 표현된다

3. HDGA의 동작

본 논문에서는 에너지 함수를 최소화하기 위한 최적화 도구로써 HDGA를 사용한다. HDGA는 그림 1에서 보여지듯이 다 단계 탐색 전략을 사용한다. 이것은 더 넓은 단계의 클러스터(cluster)에서는 더 넓은 탐색 공간을 조사한다[4] 많은 파라미터를 포함하는 문제에 대해서 HDGA는 확장성 파라미터 탐색 접근을 사용한다. 하위 단계에서 발견된 결

과들은 상위 단계로 보내지고, 이 상위 단계는 남아있는 다른 탐색된 파라미터를 덧붙여서 다시 상위 단계로 보낸다 따라서 전체 파라미터 집합을 모두 탐색할 필요가 없다.

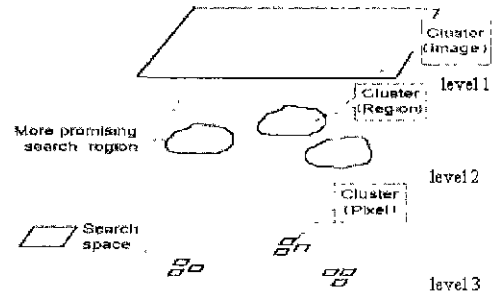


그림 1. HDGA의 구조

첫 번째 단계는 단지 레이블과 칼라 특징 벡터값만을 탐색하고 그 결과를 각 영역의 블러링 행렬만을 탐색하는 두 번째 단계에 올려준다. 마지막으로 이러한 파라미터들은 노이즈 파라미터 값을 최적화하는 3번째 단계에 보내진다 HDGA는 정의된 종료 조건에 도달할 때 까지 계속해서 파라미터를 탐색한다. 각각의 화소당 탐색체는 그림 2에서 보여지듯이 4부분으로 나뉘어진다.

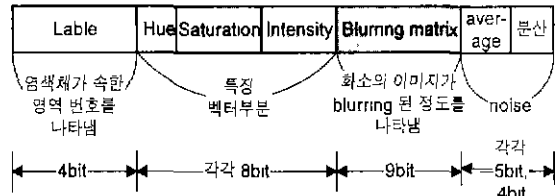


그림 2. 염색체의 구성

HDGA의 첫 번째와 두 번째 단계는 분산 유전자 알고리즘(DGA)를 사용하여 각각의 파라미터 값을 최적화한다 세 번째 단계에서는 단순 유전자 알고리즘(SGA)을 이용하여 노이즈의 분산과 평균을 최적화한다. 본 논문에서 정의한 에너지 함수를 각 단계의 유전자 알고리즘의 평가함수로 사용한다. 염색체의 초기화와 HDGA의 동작에 대해서는 논문 [5]에서 자세히 설명된다

4. 실험 결과

제한된 방법의 실제 수행을 평가하기 위해서 50개의 영상에 대해서 실험이 이루어졌다 최대 레이블의 수는 16으로, 한 점의 이웃은 주의의 연속된 8개의 점으로 이루어진다 최대 반복수는 500으로, 각 세대에서 바로 전 단계에 가지고 있던 레이블과 같은 레이블을 가지는 화소들의 비율을 나타내는 안정화(stability)는 99.95%로, 최대 안정화는 99.99%로 두었다. 마지막으로 최대 안정화 도달 회수는 5로 두었다. 그림 3은 제안된 방법의 분할 결과들을 보여준다.

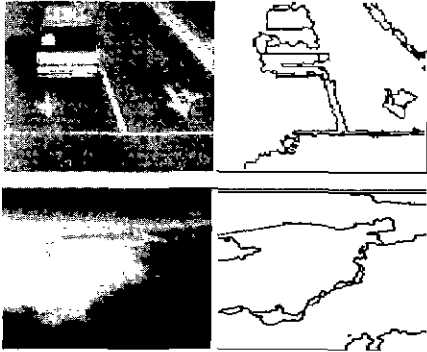


그림 3. 분할 결과

제안된 영상 분할 방법이 다른 영상처리나 컴퓨터 비전 문제에 응용 가능 여부를 알아보았다. 그림 4는 도로 영상에서 교통량 측정과 같은 도로 정보를 알아 보기 위한 차량 인식을 보여주는 것이다. 입력 영상을 먼저 제안된 방법으로 분할을 한 후에 각 영역의 평균 칼라값을 계산하였다. 그리고 가장 큰 영역을 차지하는 영역의 근처 칼라값을 도로색으로 간주하고, 교통량을 측정하였다. 그림 4(b)는 분할 결과물, 4(c)는 각 영역의 평균 칼라값을, 4(d)는 추출된 차량을 보여준다.

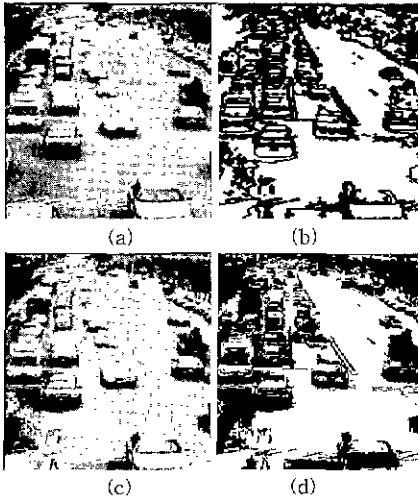


그림 4 제안된 방법의 응용 예

5. 결론

본 논문에서는 분산 유전자 알고리즘을 이용하여 Gibbs and Markov Random Field에 기반을 둔 영상 분할 방법을 제안하였다. 최적화의 척도로 본 논문에서는 MAP가 채택되었다. 영상분할의 기준을 위하여 Bayesian 이론과 MRF 모델에 기반하여 에너지 함수를 정의했다. 에너지 함수를 최적화하기 위해서는 에너지 함수에 포함된 칼라 값, 블러링 행렬, 노이즈의 평균과 분산같은 많은 파라미터를 추정해야만 한다. 따라서 본 논문에서는 다단계 탐색 전략인

HDGA를 사용하여 에너지 함수를 최적화하였다. HDGA는 많은 파라미터를 포함하는 복잡한 문제를 해결하는데 효율적인 최적화 도구이다. 실험 결과는 제안된 방법이 노이즈와 블러링에 의해 오염된 실 영상을 처리하는데 효율적이라는 것과, 교통량 측정과 같은 다른 영상 처리와 컴퓨터 비전 문제에 응용 가능함을 보여준다. 본 논문의 실험은 단일 프로세스상에서 수행되었다. 제안된 방법은 많은 병렬성을 가지기 때문에 병렬 기계에서 수행된다면 빨라질 것이다.

참고 문헌

- [1] S Geman and D Geman, Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the bayesian restoration of images, *IEEE Trans. PAMI*, vol 6, pp 721-741, 1984
- [2] C. S. Won and H. Derin, "Unsupervised segmentation of noisy and texture images using Markov Random Field", *Graphical Models Image Process* 54, pp 308-328, Jul 1992
- [3] A. Khotanzad and J-Y. Chen, Unsupervised segmentation of textured images by edge detection in multidimensional features, *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intelligence PAMI-11(4)*, pp 414-421, 1989
- [4] J W Kim and B P Zeiger Hierarchical Distributed Genetic Algorithms' A Fuzzy Logic Controller Design Application, *IEEE EXPERT*, vol 11, no 3, 1996
- [5] Jin Wook Kim, Eun Yi Kim, Se Hyun Park and Hang Joon Kim. Segmentation of MRF Based Image Using Hierarchical Genetic Algorithm, *ACCV98*, vol 1, pp730-737, 1998