

에지기반의 불연속 경계적용 영상 평활화 알고리즘

An Edge-Based Algorithm for Discontinuity Adaptive Image Smoothing

강동중*, 권인소**

* 동명정보대학교 로봇시스템공학과(Tel : 82-051-629-7224; E-mail: djkang@tmic.tit.ac.kr)

** 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(E-mail: iskweon@cais.kaist.ac.kr)

Abstract : We present a new scheme to increase the performance of edge-preserving image smoothing from the parameter tuning of a Markov random field (MRF) function. The method is based on automatic control of the image smoothing-strength in MRF modeling in which an introduced parameter function is based on control of enforcing power of a discontinuity-adaptive Markov function and edge magnitude resulted from discontinuities of image intensity. Without any binary decision for the edge magnitude, adaptive control of the enforcing power with the full edge magnitude could improve the performance of discontinuity-preserving image smoothing.

Keywords : Discontinuities, Image smoothing, Markov random fields, segmentation

1. 서론

물체인식과 같은 머신비전 알고리즘을 사용하는 로봇 및 자동화 프로세스에서 영상분할은 중요한 핵심 요소 중 하나이다. 영상분할 알고리즘은 향상된 성능의 흑백 또는 칼라 영상분할을 수행하기 위해 보통 전처리 과정을 거치게 된다. 전처리 과정의 중요기술은 유사 칼라영역이나 동일 물체의 내부를 평활화 (smoothing) 하면서도 상이한 크기의 밝기나 칼라 또는 서로 다른 물체 사이의 경계를 잘 보존하는 것이 된다. 이러한 경계보존 평활화 기능은 영상분할에 선행하는 중요한 전처리 기술로 알려져 있다. 영상에서 물체나 영역사이의 경계를 보존하면서 평활화 조건을 부가하는 것은 영상분할, 에지 검출, 운동분석 (motion analysis), 텍스처 (texture) 해석, 스테레오 (stereo) 등의 다양한 저수준 (low-level) 영상처리 기술에 관련되어 가장 활발하게 연구되어 오고 있는 분야이다. 에지 (edge) 들은 영상에서 여러 특징들 사이의 불연속 경계에 대응되기 때문에 경계보존 평활화는 물체나 특징 영역 내부의 미세한 에지나 잡음 요소들을 평활화를 통해 제거 하면서도 상이한 특징들 사이의 경계는 더욱 선명하게 보존하는 방법을 개발하여 다양한 응용분야에 적용하는 것이며 이것이 경계보존 평활화 기술의 요점이다. 성공적인 전처리 평활화는 성공적인 영상 분할 성능으로 귀결된다.

2. 경계적용 MRF 함수

입력된 영상을 해석하여 물체를 분리, 인식하기 위한 선결 과제로써의 영상 전처리과정의 핵심요소는 물체경계를 보존하는 영상 평활화이며 성공적인 평활화는 성공적인 영상분할을 이를 수 있다. 이 문제를 풀기 위한 컴퓨터비전 및 영상처리 분야에서의 전통적인 접근방법은 잡음과 혼재된 영상 특징치들의 실제 값에 대한 확률적 추정치를 얻어내기 위한 시도이며 이 방법으로써 베이시안 (Bayesian) 모델을 정의하여 사용하는 것이다. 먼저 간단하게 Markov 함수가 어떻게 평활화와 같은 영상해석의 저수준 (low-level) 처리 문제에서 사용되어 왔는지 알아보는 것이 필요하다. 잡음과 뒤섞여 측정된 어떤 데이터 d 가 규칙적인 이차원 격자 (lattice sites) 상의 높이 정보로 주어진다고 가정할 때 실제의 높이 정보를 복원하는 문제를 생각하자. 이러한 격자 표면은 규칙적인 격자상의 높이로써 정의되는 에너지 형태로 가정될 수 있다. Markov 함수는 주어진 격자의 어떤 관심 점 위치에서의 높이 값의 에너지는 단지 현재 관심 점에 인접한 근처 점들의 높이에 의해만 영향을 받는다는 가정에 기초한다. 즉, 현재 점의 높이는 단지 주위 몇 점의 높이와만 어떤

상관 관계를 가지며 멀리 떨어진 격자 점들의 높이는 현재 점의 높이에 영향을 주지 않으며 정보의 관련성이 없다고 가정한다. 이러한 에너지 필드의 확률값 (prior probability)은 다음과 같은 길스 (Gibbs) 함수의 형태를 가진다 [1].

$$P(f) = \frac{e^{-U(f)}}{Z_f} \quad (1)$$

여기서 f 는 표면 에너지 필드이고 Z_f 는 분할함수 (partition function), 그리고 $U(f) = \sum_i E_i(f)$ 는 에너지 함수로써 관심 격자점 i 근처의 몇 개점들의 관계에 의존한다 즉, 어떤 실제 표면 f 에 대해, 이의 관찰된 정보 d 와 영상 잡음의 확률적 모델이 주어진다면, 조건 확률 $P(d|f)$ 가 얻어질 수 있으며 베이시안이론은 다음과 같은 확률분포 (posterior distribution) 를 제공할 수 있다 [2].

$$P(f|d) = \frac{P(d|f)P(f)}{P(d)} \equiv \frac{e^{-E(f|d)}}{Z} \quad (2)$$

이때 이웃하는 격자 점들 사이의 상호작용 현상을 설명하기 위해 Markov 함수를 도입하는 방법이 사용된다. 위 식에서 불연속 경계 모델에 적용되는 에너지 함수는 영상잡음이 가우시안 분포 (Gaussian distribution) 을 가진다는 가정 하에서 다음과 같이 근사 된다.

$$E(f|d) = \sum_i \chi_i (f_i - d_i)^2 + \lambda \sum_{i=1}^m \sum_{j \in N_i} g(f_i - f_j)^2 \quad (3)$$

여기서 χ_i 는 가중 (weighting) 함수이고 N_i 는 관심 격자 점 i 에 인접하는 이웃 점들로 구성된다. m 은 전체 격자 점들의 수이고 λ 는 가중 상수이다. 위 식에서 $\eta_i = f_i - d_i$ 의 함수인 불연속 제어 함수 (discontinuity control function) $g(\eta_i)$ 는 적응 에너지 함수 (adaptive potential function: APPF) 라하고 보통 다음처럼 선택된다.

$$g'(\eta) = 2\eta \cdot h(\eta) \quad (4)$$