

불연속성을 고려한 정직화에 의한 스테레오 정합

오주현*, 정두영**, 이철현***, 이상찬****, 남기곤*

*부산대학교 전자공학과, **거제대학, ***양산대학, ****동의공업대학

jhoh@vision.ee.pusan.ac.kr

Stereo Matching using Regularization with Preserving Discontinuities

Ju-Hyun Oh*, Du-Young Jeong**, Chul-Hun Lee***, Sang-Chan Lee****, Ki-Gon Nam*

*Dept. of Electronics Eng. Pusan National University, **Ko Je College, ***Yang San College,

****Dong Eui College

요약

스테레오 영상으로부터 3차원 거리 정보를 추출하는 일은 수학적으로 불량 설정 문제(ill-posed problem)이다. 본 논문은 스테레오 정합을 정직화(regularization)와 최소화(minimization) 문제로 설정하여 변이(disparity)를 구한다. 최소화할 에너지 함수로 기울기 벡터(gradiant vector)를 사용하여 좌우 카메라의 차이에 대응하고, 영상에 존재하는 깊이 불연속점(depth discontinuities)을 찾아내어 이를 보존하면서 정직화를 실행하는 스테레오 정합 알고리즘을 제시한다. 다양한 스테레오 영상에 대한 실험 결과를 함께 나타내었다.

I. 서 론

컴퓨터 비전 분야에 있어서 카메라로부터 영상에 나타난 물체와의 거리 정보를 알아내는 일은 매우 중요한 과제이다. 스테레오 비전은 두 개 또는 그 이상의 카메라를 사용하여 얻은 영상에서 상호간의 정합점을 찾아내어 두 영상점간의 변이로부터 거리를 알아내는 방법으로, 특징 기반(feature-based) 방식, 영역 기반(area-based) 방식, 에너지 기반(energy-based) 방식으로 나누어 볼 수 있다[1].

특징 기반 방식은 영상으로부터 에지(edge)나 윤곽선(boundary) 등과 같은 특징(feature)들을 추출한 후 이를 정합하는 것이다. 특징점에서는 비교적 정확한 거리 정보를 구할 수 있으나 전 영역에 대한 조밀한 거리 정보를 얻을 수 없는 단점이 있다.

영역 기반방식은 작은 영상영역을 상관도(correlation)에 따라 정합하는 것으로 조밀한 변이도를 구할 수 있지만 물체의 표면이 영상평면에 국부적으로 평활하다(smooth)는 가정을 포함하고 있어 기울어진 물체 표면이나 특히 폐색(occlusion)영역 경계 근처에서 부정확

한 변이를 얻게 된다.

에너지 기반 방식은 스테레오 정합에서 제3의 방식으로 위의 두 방식에서 나타나는 문제가 발생하지 않는다. 정합 문제를 최소화 문제와 정직화 문제로 표현하여 반복법으로 변이를 구한다.

본 논문은 에너지 기반 방식으로 스테레오 정합을 구현한다. 정직화를 사용한 스테레오 정합에서 일반적으로 발생하는, 경계 부분의 무데짐(blurring)이 발생하는 단점을 원 영상의 에지 정보와 피라미드 구조를 사용하여 보완책을 제시한다.

II. 에너지 함수

정직화를 이용한 스테레오 정합에서 최소화시킬 에너지 함수(energy function)는 일반적으로 다음과 같이 정의한다.

$$E(u) = P(u) + \lambda S(u) \quad (1)$$

여기서 $u(x, y)$ 는 변이를 나타내며, 식(1)로 정의되는 에너지 함수의 값이 최소로 되는 변이 $u(x, y)$ 를 찾는 과정이 정직화 혹은 최소화 과정이다. 에너지 함수에 포함되는 베널티 함수(penalty function) $P(u)$ 와 안정화 함수(stabilizing function) $S(u)$ 는 일반적으로

$$\begin{aligned} P(u) &= \int \int [R(x, y) - L(x+u, y)]^2 dx dy \\ S(u) &= \int \int (u_x^2 + u_y^2) dx dy \end{aligned} \quad (2)$$

와 같이 정의한다. 여기서 L 과 R 은 각각 좌, 우 영상을 나타낸다. 식 (2)에서 $P(u)$ 는 두 정합점의 영상 밝기가 비슷해야 한다는 조건을, $S(u)$ 는 물체 표면의 깊이

(depth)가 평활하다는 조건을 각각 만족시키기 위한 것이다. λ 는 두 조건 사이에 가중치를 조절하기 위한 파라미터이다.

영상 회득시 각 카메라의 조건이 정확하게 일치하지 않으면 식 (2)와 같은 페널티 함수는 해를 찾는데 오류를 주게 된다. 이것은 어느 한쪽의 영상이 다른 쪽 보다 전반적으로 밝거나 어두울 때, 변이 u 가 정확한 값을 가진다 해도 $P(u)$ 는 큰 에너지 값을 가지기 때문이다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 $P(u)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$P(u) = \int \int \| (G_R(x, y) - G_L(x+u, y)) \|^2 dx dy \quad (3)$$

여기서, G_L 과 G_R 은 각각 좌우 영상의 x, y 방향으로의 기울기(gradients) 벡터를 나타낸다. 일반적으로 각 카메라 조건의 차이에 의한 영향은 인접하는 픽셀들 사이에서 균일하게 나타난다고 가정할 때, 기울기 정보를 사용하였을 경우는 이러한 영향을 무시할 수 있으며 다음에서 그 결과를 보일 것이다.

III. 변이(disparity)의 계산

II 장에서 정의한 에너지 함수를 최소로 하는 u 를 찾기 위해 variational calculus를 도입하면 다음과 같은 Euler-Lagrange 방정식을 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned} & \nabla^2 u + \\ & \frac{1}{\lambda} [\{ Gx^R(x, y) - Gx^L(x+u, y) \} Gx_x^L(x+u, y) \\ & + \{ Gy^R(x, y) - Gy^L(x+u, y) \} Gy_x^L(x+u, y)] = 0 \end{aligned} \quad (4)$$

여기에서, Gx 와 Gy 는 각각 영상의 x 및 y 방향의 기울기를 나타내며 L 과 R 은 좌우 영상을 의미한다. 또한 Gx_x^L 은 Gx^L 을 x 방향으로 미분한 값을 나타낸다.

식 (4)를 만족하는 $u(x, y)$ 를 찾기 위해 $\nabla^2 u = 4(u^*(x, y) - u(x, y))$ 와 같이 이산형태로 근사화한 후 Gauss-Seidel 반복법을 적용하면 다음과 같은 반복식을 얻는다.

$$\begin{aligned} u^{n+1} &= u^* + \\ & \frac{1}{\lambda} [\{ Gx^R(x, y) - Gx^L(x+u, y) \} Gx_x^L(x+u, y) \\ & + \{ Gy^R(x, y) - Gy^L(x+u, y) \} Gy_x^L(x+u, y)] \end{aligned} \quad (5)$$

여기서, λ 는 계수 4를 포함하고 있다. 식 (5)에서 u^* 은 u 의 국부 평균(local average)로서, $u(x, y)$ 에 대해 4-neighborhood의 평균을 취한 것이다. 식 (5)의 반복식을 이용하여 변이를 계산할 때 수렴 속도를 증가시키고 국부적 최소점(local minima)에 빠지지 않도록 하기 위해 피라미드(pyramid, multi-level) 구조를 도입하였다. 피라미드의 각 단계에서 구해진 변이 함수 $u(x, y)$ 를 다음 반복단계의 초기값으로 전달한다. 변이를 찾는 피라미드 과정으로 처리한 결과를 그림 1에 나타내었다.

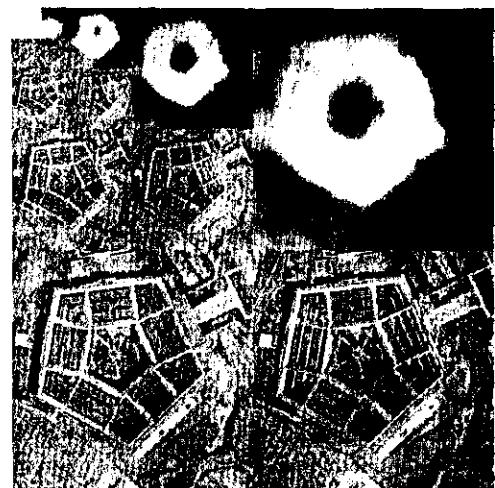


그림 1. Pentagon 영상에 대한 변이 추정

그림 1은 좌우 스테레오 영상을 평균 필터링(average filtering)하여 피라미드 구조를 만들고, 크기가 가장 작은 최상위 단계부터 변이를 추정하여 추정된 변이를 하위 단계의 초기치로 사용하여 원 영상과 같은 크기의 변이도(disparity map)을 얻어내는 과정이다. 이러한 방식으로 빠른 시간 내에 비교적 정확하고 조밀한 변이도를 얻을 수 있으나 최종적으로 구해진 변이도는 경계 부분이 심각하게 무디어진 것을 볼 수 있다. 이것은 에너지 함수가 Tikhonov regularization 항을 포함하기 때문이며[2] 물체 표면의 불연속 경계 부분에서 정확한 변이를 구하지 못하게 된다.

IV. 불연속성 처리

대부분의 스테레오 자연영상에서 불연속점(discontinuity point)은 영상 밝기의 예지 부분에 존재한다. 영상의 예지는 물체 표면의 불연속성(depth

discontinuity)에 의해 생기는 에지와 물체 표면의 깊이 와는 상관없이 표면의 무늬(texture)에 의해 생기는 에지로 나눌 수 있다. 기준 영상의 밝기 에지를 찾아내고 그 중에서 깊이 불연속점에 의해 발생한 부분만을 찾아내도록 한다. March[3]는 영상 밝기 에지이면서 동시에 변이 기울기(disparity gradient)의 값이 큰 점들을 불연속점으로 간주하여 이들을 구해내었다. 그러나 이와 같은 방식은 실제 물체의 불연속성의 방향과는 상관없는 에지점도 불연속점으로 판단하게 되는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 다음과 같은 과정을 통해 불연속점을 판단하였다.

Step 1. Edge detection with LoG operator.

Step 2. Choose points which satisfy

$$u_{xx}^2 + u_{yy}^2 > \text{Threshold}$$

among edge points found in step 1.

Step 3. Select points whose directions are the same to those of discontinuities.

단계 1과 단계 2에서 불연속점 후보를 찾은 후 그림 2와 같이 주변의 3×3 크기의 영상영역을 고려한다. 단계 3에서 에지와 불연속경계의 방향 일치여부를 판단한 방법은 다음과 같다.

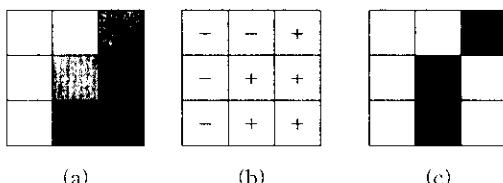


그림 2. 에지와 불연속점의 방향

(a) 원 영상 (original image).

(b) LoG 연산자를 이용한 (+)영역과 (-)영역.

(c) 영 교차(zero-crossing) 에지.

그림 2(b)와 같이 LoG 연산 후의 (+)영역과 (-)영역에 대해 $u(x, y)$ 의 평균을 구하여 두 영역의 변이의 차이가 일정 threshold 이상이 되면 불연속점으로 판단한다. 피라미드 구조에서 최상위 단계를 제외하면 이전 단계에서 구한 변이를 초기값으로 사용하므로 이 초기값에 대해 위의 조건을 적용하여 불연속점을 판단한다.

이와 같은 방법으로 얻은 불연속점을 $w(x, y)$ 로 나타낸다. $w(x, y)$ 는 불연속점에 대해 0이고 다른 점들에 서는 1의 값을 가지는 함수로 정의한다[2]. 이를 반복 식에 적용하기 위해 식 (5)의 국부평균 u^* 을 다음과

같이 수정한다.

$$\begin{aligned} & [w(x+1, y)u(x+1, y) + w(x, y+1)u(x, y+1) \\ & w(x-1, y)u(x-1, y) + w(x, y-1)u(x, y-1)] \\ & /w^*(x, y) \end{aligned} \quad (6)$$

그림 3은 불연속점을 고려한 경우의 실험 결과를 나타내었으며 그림 1의 결과에 비해 경계 부분이 잘 보존된 것을 볼 수 있다.

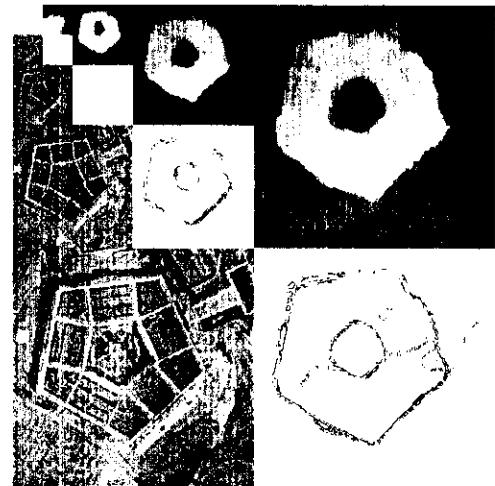


그림 3. 불연속점을 고려한 경우 Pentagon 영상의 변이도와 추정한 불연속점

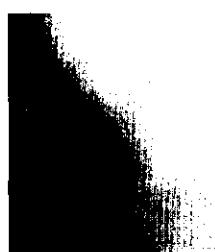
V. 실험 결과

실험에 있어서 λ 는 0.1~0.2의 값으로 주었고, 그림 4와 같은 책 영상처럼 영상의 밝기가 한쪽으로 몰려 있는 경우에는 더 작은 값을 주어야 정확한 결과를 얻을 수 있다. 불연속점을 정확하게 찾지 못했을 경우에 나타나는 에리를 제거하기 위해 각 단계마다 median filter를 사용하였다. 반복 횟수를 최상위 단계에서 1000번, 그리고 다음 단계부터는 계속 1/3의 factor로 줄여갈 때 256×256 영상에 대해 Pentium-150MHz PC에서 약 1분 10여초의 계산 시간이 소요되었다.

그림 4에는 원쪽 영상이 오른쪽 영상보다 전반적으로 더 밝은 경우에 대한 실험 결과를 나타내었다.에너지 함수에 기울기 벡터를 사용함으로써 좌우 영상의 밝기 차이가 있음에도 불구하고 대부분의 영역에서 정확한 변이를 구한 것을 볼 수 있다.



(a)



(b)

그림 4. Book 영상의 실험 결과
(좌·우측 카메라 조건이 다른 경우)
(a) gradient value를 사용한 경우
(b) 밝기 값을 사용한 경우

VI. 결 론

스테레오 정합 처리를 정칙화 및 최소화 문제로 접근하여 비교적 빠른 시간에 정확한 변이를 구할 수 있었다. 좌우 카메라 조건의 차이를 고려하여 에너지 함수를 설정하였으며, 깊이 불연속점을 보존하기 위해 원영상의 에지 정보를 사용하였다.

앞으로 실험 결과에서 나타나는 에러를 줄이기 위해서 폐색(occlusion) 영역을 고려하고, 에지가 나타나지 않은 부분에서 발생하는 불연속점까지 보존하는 연구가 이어져야 할 것이다.

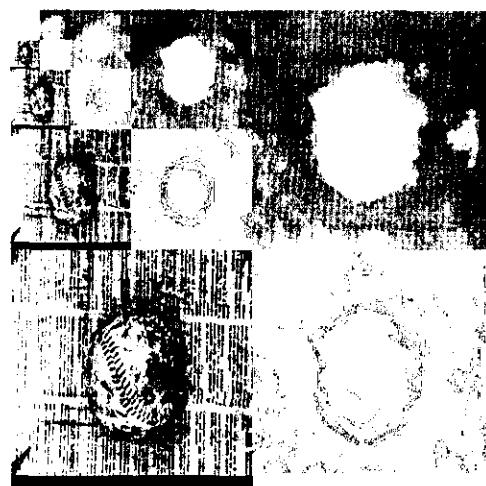


그림 5. Ball 영상의 실험 결과
위에 있는 것이 결과 변이도, 가운데가 불연속점,
왼쪽은 스테레오 영상 중 왼쪽 영상.

참고 문헌

- [1] Luc Robert and Rachid Deriche, "Dense Depth Map Reconstruction: A Minimization and Regularization Approach which Preserves Discontinuities", Technical Reports, INRIA, 1996.
- [2] Riccardo March, "Computation of stereo disparity using regularization", *Pattern Recognition Letters*, vol. 8, no. 3, pp. 181-187, 1988.
- [3] Riccardo March, "A regularization model for stereo vision with controlled continuity", *Pattern Recognition Letters*, vol. 10, no. 4, pp. 259-263, 1989