

경계 화소 정보를 이용한 변위 예측 방법

장우석⁰, 호요성

광주과학기술원 정보통신공학부

jws@gist.ac.kr, hoyo@gist.ac.kr

요약

본 논문에서는 스테레오 영상을 이용하여 정확한 깊이 정보를 획득하는 방법에 대해서 제시한다. 두 영상 간의 일치점을 이용하여 깊이 정보를 획득하는 스테레오 정합은 몇몇 영역에서 본질적인 문제가 존재한다. 특히 깊이 정보가 불연속적인 경계영역에서는 객체와 배경 사이에 위치하여 서로간의 화소값들이 섞여있는 명확하지 않은 색상 화소들이 존재하여 일치점을 찾기가 어렵다. 이 문제는 거리 변환을 이용하여 해결할 수 있다. 우리는 거리 변환값에 따르는 경계 제어 함수를 정의함으로써 깊이 불연속 영역의 모호성을 해결하였다.

1. 서론

임의의 시점에 대한 영상 생성은 3 차원 콘텐츠 제작을 위해서 필수적인 요소이다. 임의의 시점의 영상은 깊이 영상 기반 렌더링 방식에 의해서 생성될 수 있다 [1]. 따라서 깊이 정보의 정확도는 3 차원 콘텐츠의 성능에 큰 영향을 끼친다. 깊이 정보 획득 방법에는 능동형과 수동형 센서 기반 방식이 있다. 능동형 방식은 깊이 카메라 등의 물리적 센서에 의해서 깊이를 직접적으로 구하는 방식이고, 수동형 방식에서는 일반 색상 카메라들 사이에 일치점을 찾음으로써 깊이 정보를 획득한다. 수동형 방식의 정확도는 일반적으로 능동형 방식보다 낮지만 실내 및 실외 환경에서 모두 사용할 수 있고, 높은 해상도의 깊이 영상의 획득이 가능하다. 또한 비용이 적게 든다는 장점이 있어서, 3 차원 콘텐츠 제작을 위해서 많이 사용된다.

스테레오 정합은 수동형 방식의 대표적인 방법이다. 스테레오 정합에서 3 차원 정보는 변위라고 불리는 두 영상간 일치점의 상대적인 위치 차이를 통하여 얻어진다. 본 논문의 목적은 스테레오 영상으로부터 정확한 변위 지도를 생성하는 것이다. 현재까지 다양한 스테레오 영상 기반 깊이 예측 방법들이 개발되었지만, 경계영역 같은 깊이 불연속 영역에서는 여전히 문제가 해결되지 않았다. 본 논문에서는 거리 변환을 이용하여 경계 불연속 영역을 보존하는 깊이 예측 방법을 제안한다.

2. 불연속 경계 보존 깊이 예측

2.1 경계 화소 문제

객체 경계의 깊이 정보는 서로를 구별할 수 있

는 실마리를 제시하기 때문에 정확한 변위 지도를 측정하는데 중요한 역할을 한다. 그러나 그림 1에서 보듯이, 경계 주변의 화소들은 얼룩진 색상값을 갖는다. 이 명확하지 않은 화소는 불연속 영역의 변위를 정확히 측정하는데 영향을 미친다.

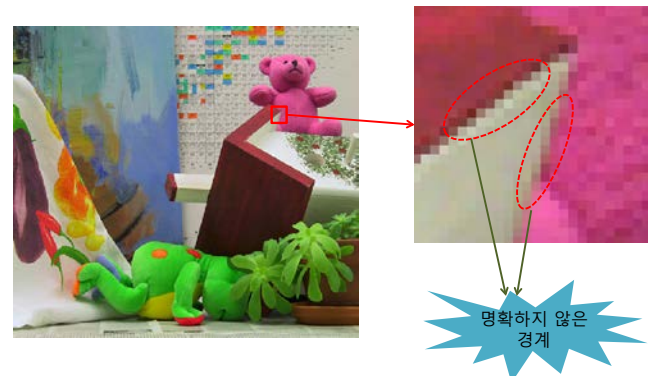


그림 1. 경계 영역에서의 얼룩진 화소 문제

2.2 거리 변환 기반 변위 예측

거리 변환은 영상에서 추출된 경계 영역과 그 영상에 존재하는 화소 사이의 최단거리를 나타낸다 [2]. 거리 변환을 위해 색상 영상에서 경계 영역을 추출한다. 고립된 경계 영역을 제거하기 위해서 중간 필터를 사용하였다. α - β 거리 변환에 기반하여, 반복 횟수 k 에서의 거리 변환값은 다음과 같이 계산된다.

$$r_{i,j}^k = \begin{bmatrix} r_{i-1,j-1}^{k-1} + \beta & r_{i-1,j}^{k-1} + \alpha & r_{i-1,j+1}^{k-1} + \beta \\ r_{i,j-1}^{k-1} + \alpha & r_{i,j}^{k-1} & r_{i,j+1}^{k-1} + \alpha \\ r_{i+1,j-1}^{k-1} + \beta & r_{i+1,j}^{k-1} + \alpha & r_{i+1,j+1}^{k-1} + \beta \end{bmatrix} \quad (1)$$

α 와 β 는 거리 변환의 강도를 조절한다. 거리 변환 값이 '0' 에 가까울수록 화소는 경계 영역에 속한다.

일치점을 찾기 위해서 우리는 에너지 함수를 정의한다. 정의된 함수 식 (2)는 신뢰전과 방식에 의해서 최적화된다. s 는 지역창 $N(s)$ 에서의 중앙 화소이고, t 는 s 의 주변 화소이다. 함수는 화소 s 의 변위 d_s 를 구하는 과정이다.

$$E(d) = \sum_s D_s(d_s) + \sum_{s,t \in N(s)} S_{s,t}(d_s, d_t), \quad (2)$$

$D_s(\cdot)$ 는 s 의 데이터항, $S_{s,t}(\cdot)$ 는 s 와 t 사이의 평활화항을 나타낸다. 본 논문에서 데이터항은 정합 계산을 위해서 두 블록 사이의 가장 절대 색상차가 이용된다. 특히 t 에서 거리 변환값 dt_t 는 경계 영역에서 더 나은 변위 예측을 위해서 정합 계산을 통제한다.

$$D_s(d_s) = \frac{\sum_{t \in N(s)} W_{s,t}(dt_t) \cdot F_{s,t}(d_s)}{\sum_{t \in N(s)} W_{s,t}(dt_t)} \quad (3)$$

W_t 는 거리 변환값을 고려한 t 에서의 가중치 함수이고, $F_{s,t}(\cdot)$ 는 s 에 대한 t 에서의 절대 색상차이다.

$$F_{s,t}(d_s) = \min(|I_L(x_s, y_s) - I_R(x_t + d_s, y_t)|, T_d) \quad (4)$$

(x_s, y_s) 와 (x_t, y_t) 는 s 와 t 의 수평, 수직 좌표이다. T_d 는 데이터항 비용의 한계치를 조절한다. 제안하는 거리 변환 기반 가중치 함수 W_t 는 다음과 같다.

$$W_{s,t}(dt_t) = f(dt_t) \cdot g(|I_{L,s} - I_{L,t}|) \quad (5)$$

$f(\cdot)$ 는 거리 변환 가중치 함수이고 g 는 색상 가중치 함수이다. $| \cdot |$ 는 s 에서의 색상값과 t 에서의 색상값 사이의 유클리디안 거리를 계산하기 위한 연산자이다. 여기서 f 와 g 는 다음과 같이 모델링된다.

$$f(dt_t) = 1 - e^{-\frac{dt_t^2}{2\sigma_f}}, g(|I_{L,s} - I_{L,t}|) = e^{-\frac{|I_{L,s} - I_{L,t}|^2}{2\sigma_g}} \quad (6)$$

σ_f 와 σ_g 는 f 와 g 의 평활 매개변수로 가우시안 함수의 표준편차로써 정의된다. 식 (6)에서 거리 변환 가중치 함수 f 는 거리 변환값 dt_t 에 반비례한다. 경계 영역에 명확하지 않은 화소는 일치점을 찾기를 모호하게 함으로 f 는 작은 가중치 값을 부여한다. 평활화항 $s_{s,t}$ 는 주변 화소들과의 변위들 사이의 차이의 정도를 나타낸다.

$$S_{s,t}(d_s, d_t) = \min(\lambda |d_s - d_t|, T_s) \quad (7)$$

평활화 강도 는 스칼라 함수이다.

3. 실험 결과

제안하는 방법의 성능을 평가하기 위해서 우리는 동일한 영상 크기의 두 스테레오 영상을 테스트 하였다. 실험에서 거리 변환을 위한 α 와 β 의 값은 각각 9 와 10 으로, 식 (6)에서의 σ_f 와 σ_g 는 각각 0.3 과 0.2 로 설정하였다. 그림 2 는 기존 방법과의 시각적 비교를 보여준다. 결과로부터 제안하는 방법에서 객체 경계가 좀더 명확함을 알 수 있다.

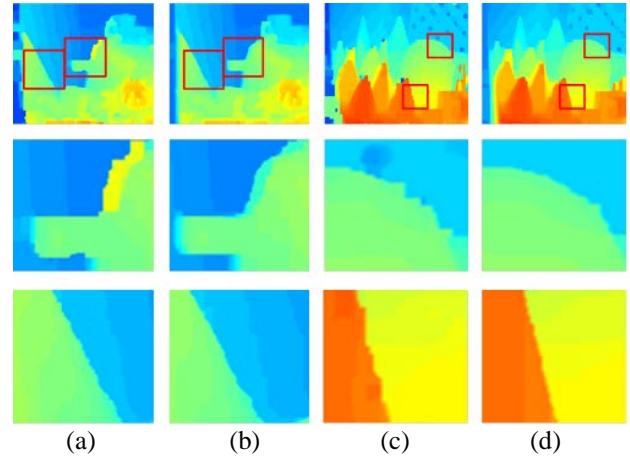


그림 2. 깊이 결과 비교. (a), (c):기존 방법 [3], (b),(d): 제안하는 방법

4. 결론

본 논문은 경계 영역을 보존하는 새로운 변위 예측 방법에 대해서 제안하였다. 일반적으로 경계영역의 화소값은 객체와 배경 사이의 혼합된 값으로 인하여 명확하지 않다. 이를 해결하기 위해서 제안하는 방법은 거리 변환 및 색상 가중치 제약사항을 통하여 경계영역의 변위 값을 획득하였다. 실험 결과는 제안하는 방법이 기존의 방법에 비해 명확한 경계 깊이 정보를 생성함을 보여준다.

감사의 글

본 연구는 미래창조과학부 ‘범부처 Giga KOREA 사업’ 의 일환으로 수행하였음. [GK13C0100, 기가급 대용량 양방향 실감 콘텐츠 기술 개발]

참고문헌

- [1] L. Zhang and W.J. Tam, "Stereoscopic Image Generation Based on Depth Images for 3DTV," IEEE Transactions on Broadcasting, vol. 51, no. 2, pp. 191-199, 2005.
- [2] G. Borgefors, "Distance transformations in digital images," Comput. Vision Graph. Image Process, vol. 34, no. 3, pp. 344-371, 1986.
- [3] Q. Yang, L. Wang, and N. Ahuja, "A Constant-Space Belief Propagation Algorithm for Stereo Matching",

Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1458-1465, 2010.