

비선형 확장 칼만 필터를 이용한 강인한 스테레오 정합

문정화, 설성욱, 남기곤
부산대학교 전자공학과

jhmoon@vision.ee.pusan.ac.kr

Robust Stereo Matching Algorithm Using Nonlinear Extended Kalman Filter

Jung-Hwa Moon, Sung-Wook Seol, Ki-Gon Nam
Dept. of Electronics Eng. Pusan National University

요약

본 논문에서는 비선형 확장 칼만 필터(Nonlinear Extended Kalman Filter)를 이용한 강인한 스테레오 정합 알고리즘을 제안한다. 기존의 스테레오 정합 알고리즘은 변이를 구할 때 좌,우 영상을 화소별로 비교하여 검색영역을 모두 검색하였으나 제안된 알고리즘은 비선형 확장 칼만 필터를 통해 변이를 예측하고, 예측된 변이에 대한 좌,우 영상값을 비교하는 과정을 반복적으로 수행함으로써 단지 몇 번의 검색을 통해 변이를 구하게 된다. 그리고, 양선형 보간법(bilinear interpolation)을 이용해 주위 화소들의 영향을 고려하여 예측된 변이에 대한 좌,우 영상값을 비교함으로써 강인한 스테레오 정합의 결과를 얻을 수 있다. 제안된 알고리즘을 수행한 결과 본 알고리즘이 우수한 정합 성능을 가짐을 알 수 있었다.

I. 서론

카메라를 이동하거나 또는 두 대의 카메라를 이용하여 얻은 두 영상을 이용하는 스테레오 비전은 공간상의 한 점이 두 영상에 투사되는 점의 위치 차이 즉 변이를 이용하여 3차원 깊이 정보를 획득하는 것이다. 스테레오 비전은 인간의 시각 구조와 유사하며 특별한 환경의 제약이 없고 일반적인 자

연 환경을 대상으로 연구할 수 있는 장점 때문에 두 영상의 변이를 찾기 위한 스테레오 정합 알고리즘에 대한 연구가 활발히 진행되어 오고 있다.

기존의 스테레오 정합 알고리즘은 변이를 구할 때 좌,우 영상을 화소별로 비교하여 검색영역을 모두 검색하였다. 그리고 변이값을 정수값으로 구하여 3차원 복원시 구해진 깊이 정보를 보간하는 번거로움이 있었다.

본 논문에서 제안된 알고리즘은 비선형 확장 칼만 필터를 통해 변이를 예측하고, 예측된 변이에 대한 좌,우 영상값을 비교하는 과정을 반복적으로 수행함으로써 단지 몇 번의 검색을 통해 변이를 구하고 양선형 보간법을 이용해 강인한 스테레오 정합의 결과를 얻을 수 있다. 다음 장에서는 새로운 정합 알고리즘의 주요 내용에 대해 서술하고, 이어서 실험 및 결과에 대한 검토를 한다. 마지막 장에서는 제안된 알고리즘에 대한 결론을 내린다.

II. 본문

1. 확장 칼만 필터를 이용한 변이 획득

스테레오 영상에서 정합점을 찾기 위해서 에피폴라 제약조건(epipolar constraint)을 가정한다. 이는 좌, 우 영상의 정합점이 한 스캔라인(scan line)에 존재한다는 가정으로 이로 인해서 정합을 위한 검색 영역이 일차원으로 제한되어진다. 따라서, 정합 문제를 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$I_L(x_i + \frac{d_i}{2}) = I_R(x_i - \frac{d_i}{2}) \quad (1)$$

여기서, I_L 과 I_R 은 좌, 우 영상의 밝기값이고, x_i 는 각 화소의 위치를, d_i 는 스테레오 변이 측정값이다. 스캔라인을 따라 정합하므로 y 좌표에 대한 표기는 생략하였다. 이를 목적 함수의 형태로 재배치하면 다음과 같다.

$$f_i(d_i) = I_L(x_i + \frac{d_i}{2}) - I_R(x_i - \frac{d_i}{2}) \quad (2)$$

식 (2)에서 정의한 바와 같이 이상적으로 정확히 정합되었다면 함수값은 0이 될 것이다. 그러나 실제로는 잡음이 섞인 영상에서 정합이 행해지기 때문에 이 함수값이 최소가 되는 곳에서 정합이 된다고 보는 것이 타당할 것이다. 여기서, 좌, 우 영상을 비교할 때 실수 변이 d_i 에 대해 양선형 보간법을 사용해서 값을 비교하게 된다. 확장 칼만 필터는 이 함수가 최소가 되는 곳의 변이를 찾기 위해서 이용된다.

확장 칼만 필터를 수행하는데 있어서 측정값이 필요하게 되므로 $f_i(z_i, d_i) = 0$ 이라는 형식을 이용하게 된다. z_i 는 f_i 의 관측 파라미터 (observable parameter)이다. 일반적으로, z_i 는 이상적인 값으로 간주하고 잡음에 대하여 $\hat{z}_i = z_i + l_i$ 라 둔다. 여기서, l_i 는 공분산 Λ_i 를 가진 영평균 백색잡음(zero mean white noise)이다. 측정 벡터 \hat{z}_i 는 다음과 같이 정의한다.

$$\hat{z}_i = [I_L(x_i + \frac{\hat{d}_i}{2}) \quad I_R(x_i - \frac{\hat{d}_i}{2})]^T \quad (3)$$

이 때, \hat{d}_i 는 x_i 위치에서 현재 예측된 변이값이다. 측정 공분산 행렬은 다음과 같다.

$$\Lambda_i = \begin{bmatrix} \sigma_{L_i}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{R_i}^2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

여기서, $\sigma_{L_i}^2$ 과 $\sigma_{R_i}^2$ 은 두 관찰된 영상의 예측된 화소 밝기값의 오차 공분산이다. 변이 d_i 와 측정 벡터 z_i 에 대한 $f_{i,j}$ 의 편미분은 다음과 같이 표현된다.

$$\frac{\partial f_{i,j}}{\partial d} = \frac{1}{2} (I_L(x_i + \frac{d}{2}) + I_R(x_i - \frac{d}{2})) \quad (5)$$

$$\frac{\partial f_{i,j}}{\partial z} = [1 \quad -1] \quad (6)$$

확장 칼만 필터 공식은 Ayache가 정의한 것을

그대로 도입하였다.^[5] 영상에서의 화소 x_i 에서의 변이값 d_i 를 예측하기 위한 확장 칼만 필터 식은 다음과 같다.

$$M_j = \frac{\partial f_j}{\partial d}, \quad W_j = \frac{\partial f_j}{\partial z} \Lambda \frac{\partial f_j}{\partial z}^T \quad (7)$$

$$K_j = S_{j-1} M_j^T (W_j + M_j S_{j-1} M_j^T)^{-1} \quad (8)$$

$$\hat{d}_j = \hat{d}_{j-1} - K_j f_j(\hat{z}_j, \hat{d}_{j-1}) \quad (9)$$

$$S_j = (I - K_j M_j) S_{j-1} \quad (10)$$

여기서, S_j 는 $\hat{d}_{i,j}$ 에서의 오차 공분산 행렬을 나타낸다.

이상의 식에서 i 는 각 스캔라인에서의 화소의 위치를 나타낸다. 식 (7) ~ 식 (10)은 각 화소마다 적용되는 것이므로 i 를 생략하였다. 각 화소에서는 반복적으로 확장 칼만 필터를 이용하여 변이를 예측하게 되는데 j 는 그 반복횟수를 가리킨다. 식 (7) ~ 식 (10)을 통하여 각 화소마다 변이를 예측하게 되는데 예측된 변이값이 수렴하거나 최대 반복 횟수만큼 반복하게 되면 이 과정을 종료하게 된다. 그림 1은 확장 칼만 필터의 동작을 보여준다.

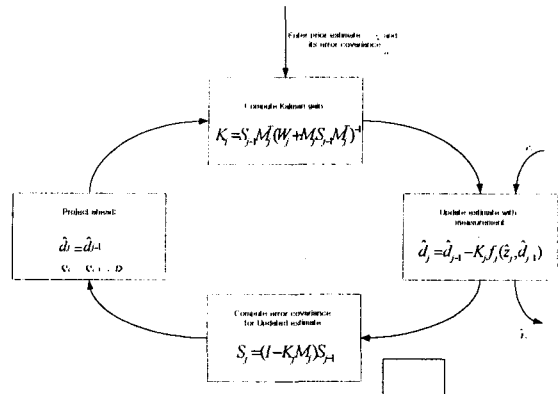


Fig. 1. Operation of Extended Kalman Filter.

2. 정합의 판단

각 화소의 정합이 끝나고 나면, 정합이 제대로 되었는지를 판단해야 한다. 확장 칼만 필터의 핵심이 되는 가정은 측정 오차와 예측 오차가 모두 영평균 가우시안 잡음 프로세서(zero mean Gaussian noise process)라는 것이다. 따라서, 이 프로세서 $f_{i,j}(\hat{z}_i, \hat{d}_{i-1})$ 의 평균과 공분산은 다음과 같다.

$$E[f_{i,j}(\hat{z}_i, \hat{d}_{j-1})] = 0 \quad (11)$$

$$Q_{i,j} = E[f_{i,j}(\hat{z}_i, \hat{d}_{j-1})f_{i,j}(\hat{z}_i, \hat{d}_{j-1})^T] \\ = \frac{\partial f_j}{\partial z} \Lambda \frac{\partial f_j^T}{\partial z} + \frac{\partial f_j}{\partial d} S_{j-1} \frac{\partial f_j^T}{\partial d} \quad (12)$$

이 $Q_{i,j}$ 로부터 일반적인 Mahalanobis distance 를 계산할 수 있다.

$$\delta(\hat{z}_j, \hat{d}_{j-1}) \\ = f_{i,j}(\hat{z}_j, \hat{d}_{j-1})^T Q_{i,j}^{-1} f_{i,j}(\hat{z}_j, \hat{d}_{j-1}) \quad (13)$$

여기서, $Q_{i,j}$ 의 rank가 q 이면, 그때의 $\delta(\hat{z}_j, \hat{d}_{j-1})$ 은 자유도 q 의 카이 제곱 분포에 따른다. 실제로 $Q_{i,j}$ 의 rank는 정합창의 크기와 같다. 그러므로 정합을 판단할 때, 카이 제곱 분포표를 보고 충분한 레벨을 결정할 수 있다.

$$\delta(\hat{z}_j, \hat{d}_{j-1}) > \epsilon \quad (14)$$

식 (14)와 같이 Mahalanobis distance가 어떤 임계값 ϵ 보다 크면 잘못된 정합이라 판단하고, 다음 변이값 예측시 이를 무시한다. 이 때, ϵ 은 카이 제곱 분포표에 의해 결정된다.

3. 정합 과정

확장 칼만 필터를 이용한 스테레오 정합 과정은 각 화소에 대하여 크게 추정(estimate), 측정(measurement), 갱신(update)의 세 단계로 구분 지을 수 있다.

3.1 추정

확장 칼만 필터는 동작 수행할 때 초기 예측값을 필요로 한다. 스테레오 정합에 이용될 확장 칼만 필터의 예측은 두가지로 구분한다.

먼저, $i=0$ 일 때에는 $d_i=0$, $S_i=\infty$ 라 둔다. 초기는 어떠한 입력도 없으므로 예측이 불가능하다. 따라서 위와 같이 정의하고 오차 공분산을 아주 큰 값을 주어 그 초기 예측값의 영향을 가능한 적게 받고자 한다.

둘째, $i \neq 0$ 일 때에는 연속성 제약 조건을 가정한다. 이는 변이를 구할 때 영상의 전 영역에서

작은 부분을 차지하는 물체의 경계 부분을 제외하고는 변이의 변동은 완만하게 이루어진다는 가정이다. 따라서, $d_i=d_{i-1}$, $S_i=S_{i-1}+R$ 로 변이와 오차 공분산을 예측할 수 있다.

3.2 측정

예측된 변이값에 대해서 각 영상에 대한 값을 측정하여 다음 실행에 사용한다. 즉, 식 (7)의 M과 W를 구해내고, 목적 함수의 값을 영상에서 구해낸다.

3.3 갱신

측정 단계에서 측정된 M과 W를 이용해 칼만 이득을 구하고, 추정 단계에서 예측된 변이값과 오차 공분산을 이용해 변이가 수렴되거나 최대 반복할 때까지 수정하게 된다. 그림 2는 확장 칼만 필터를 이용한 스테레오 정합 시스템을 나타내었다.

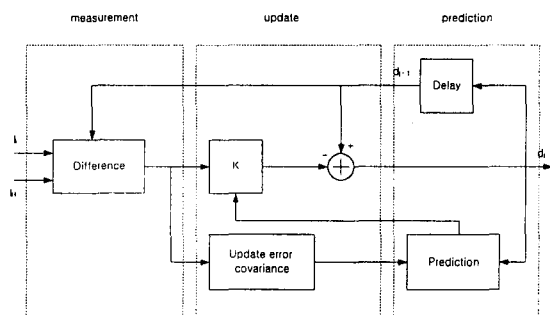


Fig. 2. Stereo matching system using extended Kalman filter.

III. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 확장 칼만 필터를 이용한 스테레오 정합 알고리즘을 256×256 의 다양한 스테레오 영상에 적용하여 보았다. 모든 실험에서 각 영상의 화소에 최대 반복 수행 횟수를 10으로 설정하였다. 정합을 판단하는 부분에서는 임계 확률값을 90%라 두었다.

제안된 알고리즘의 성능 평가를 위해 스테레오 정합 알고리즘으로 널리 사용되고 있는 SSD와 결과를 비교하였다. 여기서 SSD 알고리즘과 제안

된 알고리즘을 비교하기 위하여 SSD의 변이값을 실수값으로 획득하였다. 다음의 실험 영상은 3×3의 검색창 결과이다. 그림 3의 (a),(b)는 스테레오 원영상이고, 그림 4의 (a)는 사실 변이도, (b)는 제안된 알고리즘에 의한 변이도, (c),(d)는 3×3, 5×5의 검색창을 가지는 SSD에 의한 변

이도이다. 제안된 알고리즘의 결과의 성능 평가를 위해 사실 변이와 구해진 변이들 간의 오차 제곱 평균(mean square error)을 구하였다.

그림 5은 각 변이도에 대한 오차 제곱 평균을 나타내었다. 그림 6는 제안된 알고리즘과 SSD 알고리즘을 수행한 시간 결과를 비교하는 그래프이다. 결과 영상에서 제안된 알고리즘의 성능이 우수함을 알 수 있었다.

IV. 결론

본 논문에서는 스테레오 영상으로부터 깊이 정보를 추출하기 위해 확장 칼만 필터를 이용한 강인한 스테레오 정합 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 변이값을 실수값으로 획득하여 더욱 정밀한 변이 정보를 획득할 수 있었다. 그리고 제안된 알고리즘의 성능 평가를 위해 스테레오 정합 알고리즘으로 널리 사용되고 있는 SSD 알고리즘과 정합 결과를 비교하였다. 그 결과 제안된 알고리즘의 결과가 SSD 알고리즘보다 우수한 결과를 보였다.

변이값으로 실수값이 획득되면 이 데이터는 3-D 영상 재구성 작업에 정수값으로 획득된 것보다 유용한 자료로 쓰여질 수 있을 것이다. 따라서, 획득된 데이터를 3-D 영상 재구성 작업에 효율적으로 이용하도록 하는 것이 향후 과제이다.

VI. 참고문헌

- [1] J. A. Williams, and M. Bennamoun, "An Extended Kalman Filtering Approach to High Precision Stereo Image Matching," *IEEE Int'l Conf. on Image Processing*, pp. 4-7, 1998.
- [2] Peter Belhumeur. "A Bayesian Approach to

Binocular Stereopsis," *Int'l J. of Computer Vision*, Vol. 19, No. 3, pp. 237-260, 1996.

- [3] N. Ayache, *Artificial Vision for Mobile Robots*. MIT Press, 1991.

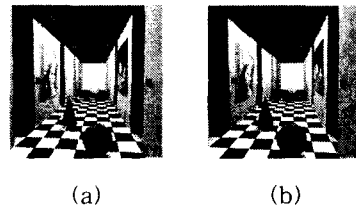


Fig. 3. Original stereo image.

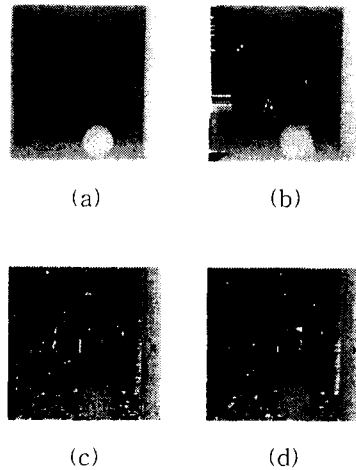


Fig. 4. Comparison of disparity map.

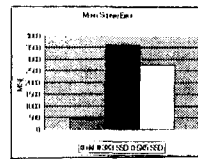


Fig. 5. Comparison of MSE.

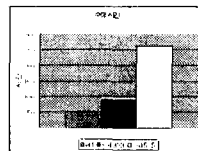


Fig. 6. Comparison of run time.