

論文2002-39TE-4-9

확장 칼만 필터를 이용한 양방향 스테레오 정합에 관한 연구

(A Study on Bidirectional Stereo Matching Using
Extended Kalman Filter)

李哲憲*, 薛盛旭**, 金孝成**

(Chul Hun Lee, Sung Wook Seol, and Hyo Sung Kim)

요약

본 논문에서는 비선형 확장 칼만 필터를 이용한 양방향 스테레오 정합 알고리즘을 제안한다. 제안 알고리즘은 비선형 칼만 필터를 사용하여 변이(disparity)를 예측하고 예측된 변이는 좌영상으로의 스테레오 정합에 적용된다. 변이 예측은 몇 번의 반복으로 구해지며 비선형 칼만 필터의 초기 상태 예측치에 큰 오차를 나타내는 단점을 극복하기 위하여 양방향 스테레오 정합 알고리즘을 사용하였다. 이웃 화소의 영향을 고려하여 선형 내삽법(interpolation)을 좌·우 영상에 적용함으로써 스테레오 정합에 강인한 결과를 나타내었다. 제안 알고리즘의 성능 평가를 위해서 기존의 SSD방법과 비교 검토하였다. 비교 결과 제안 알고리즘이 매우 우수한 정합 성능을 가짐을 알 수 있었다.

Abstract

In this paper, we propose a robust stereo matching algorithm using nonlinear extended Kalman filter. The proposed algorithm estimates disparity using nonlinear extended Kalman filter and compares left image to right image for obtained disparity. As this process is run iteratively, we get disparity only with a few search. And, we can get robust stereo matching results by comparing left image to right image using bilinear interpolation to consider influence of neighborhood pixel. We compared SSD algorithm which is widely used, in stereo matching method, to result of the proposed algorithm. As the result, the proposed algorithm has an outstanding matching performance.

I. 서론

카메라를 이동하거나 또는 두 대의 카메라를 이용하여 얻은 두 영상을 이용하는 스테레오 비전은 공간상

* 正會員, 釜山情報大學 電氣電子系列
(Dept. of Electronics, Busan Info-Tech College)

** 正會員, 釜山大學教 電子工學科
(Dept. of Electronics, Pusan National Univ.)
接受日字: 2002年11月5日, 수정완료일: 2002年12月11日

의 한 점이 두 영상에 투사되는 점의 위치 차이 즉 변 이를 이용하여 3차원 깊이 정보를 획득하는 것이다. 스테레오 비전은 인간의 시각 구조와 유사하며 특별한 환경의 제약이 없고 일반적인 자연 환경을 대상으로 연구할 수 있는 장점 때문에 두 영상의 변이를 찾기 위한 스테레오 정합 알고리즘에 대한 연구가 활발히 진행되어 오고 있다.

Williams와 Bennamoun은 스테레오 영상에서 일치 영역을 결정하기 위해 확장 칼만 필터라는 비선형 필터를 이용하는 새로운 스테레오 정합 알고리즘에 대해

제안하였고^[1, 2] 최소 제곱 정합(least squares matching)과 비교하여 새로운 알고리즘의 우수성을 보였다.^[3] 확장 칼만 필터는 비선형 시스템에서 상태 예측에 뛰어난 성능을 보인다. 그러나, 초기 상태 예측에는 오차가 크고 시간이 지날수록 정확한 예측을 한다는 단점이 있다. 이런 이유로 William과 Bennamoun의 알고리즘으로 구해진 초기 변이들은 잘못된 값을 가지는 경향이 있다.

본 논문에서는 확장 칼만 필터를 이용한 스테레오 정합을 사용하고, 이 알고리즘의 단점을 보완하기 위하여 양방향 정합 알고리즘을 적용하였다. 다음 장에서는 새로운 정합 알고리즘의 주요 내용에 대해 서술하고, 이어서 실험 및 결과에 대한 검토를 한다. 마지막 장에서는 제안된 알고리즘에 대한 결론을 내린다.

II. 본 문

본 논문에서는 변이가 두 영상의 밝기값에 비선형적임을 고려하여 확장 칼만 필터를 이용한 양방향 스테레오 정합을 적용하였다. 우선 좌, 우 방향의 변이도를 구한다. 구해진 두 변이값 중에서 두 영상 화소의 밝기값의 차이가 적게 나는 것을 변이로 취하여 새로운 양방향의 변이도를 구한다. 정합을 위한 시스템은 <그림 1>과 같다.

1. 정합 문제 및 정합 방정식

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. 이 스테레오 정합 모델은 Belhumeur가 제안한 것과 유사하다^[4]. 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. 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 A_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.

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

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

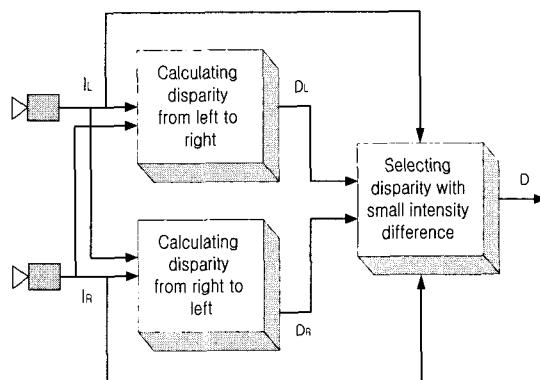


그림 1. 스테레오 정합을 위한 시스템모델

Fig. 1. System model for stereo matching.

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

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

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.

$$M_j = \frac{\partial f_j}{\partial d}, \quad W_j = \frac{\partial f_j}{\partial z} \Lambda \frac{\partial f_j}{\partial z}^T \quad (1)$$

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

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

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

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 반복 횟수를 가리킨다. 식 (7) ~ 식 (10)을 통하여 각 화소마다 변이를 예측하게 되는데 예측된 변이값이 수렴하거나 최대 반복 횟수만큼 반복하게 되면 이 과정을 종료하게 된다.

2. 확장 칼만 필터와 정합 과정

확장 칼만 필터는 잡음에 의해서 간섭받는 비선형 시스템에서 상태 벡터 d_i 의 최적의 추정치 \hat{d}_i 를 구하기 위한 순환적인 알고리즘이다. 이 알고리즘은 오차 공분산이 최소가 되는 값으로 칼만 이득을 결정하도록 한다. 따라서 두 영상의 오차가 최소가 되는 변이를 구하기 위해 확장 칼만 필터를 이용한다. 확장 칼만 필터를 이용한 스테레오 정합과정은 각 화소에 대하여 크게 추정(estimate), 측정(measurement), 갱신(update)의 세 단계로 구분지을 수 있다. <그림 2>는 정합을 위한 확장 칼만 필터이다.

2.1. 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. 초기

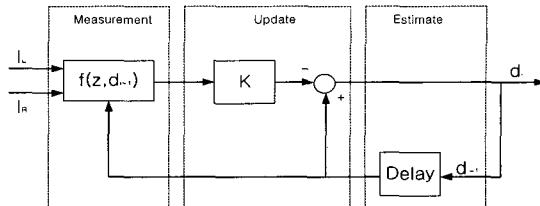


그림 2. 스테레오 정합을 위한 확장 칼만 필터

Fig. 2. Extended kalman filter for stereo matching.

는 어떠한 입력도 없으므로 예측이 불가능하다. 따라서 위와 같이 정의하고 오차 공분산을 아주 큰 값을 주어 그 초기 예측값의 영향을 가능한 적게 받고자 한다.

둘째, $i=0$ 일 때에는 연속성 제약조건을 가정한다. 이는 변이를 구할 때 영상의 전 영역에서 작은 부분을 차지하는 물체의 경계부분을 제외하고는 변이의 변동은 완만하게 이루어진다는 가정이다. 따라서, $d_i=d_{i-1}$, $S_i=S_{i-1}+R$ 로 변이와 오차공분산을 예측할 수 있다.

2.2. 측정

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

2.3. 갱신

측정단계에서 측정된 M과 W을 이용해 칼만 이득을 구하고, 추정단계에서 예측된 변이값과 오차 공분산을 이용해 변이가 수렴되거나 최대 반복할 때까지 수정하게 된다.

3. 잘못된 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.

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

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

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

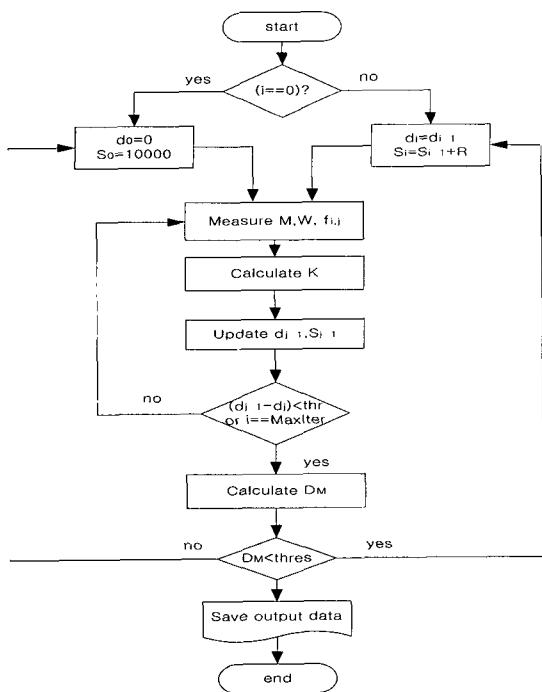


그림 3. 전체 매칭 과정을 위한 흐름도

Fig. 3. Flow chart for the overall matching process.

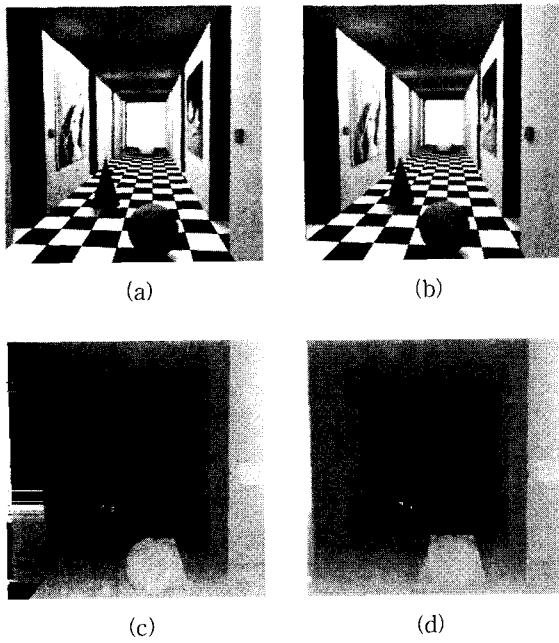


그림 4. 복도 영상 (a) 좌영상 (b) 우영상 (c) 단방향 변이도 (d) 양방향 변이도

Fig. 4. Corridor images. (a) Left image (b) right image (c) Uni-directional disparity map (d) Bi- directional disparity map

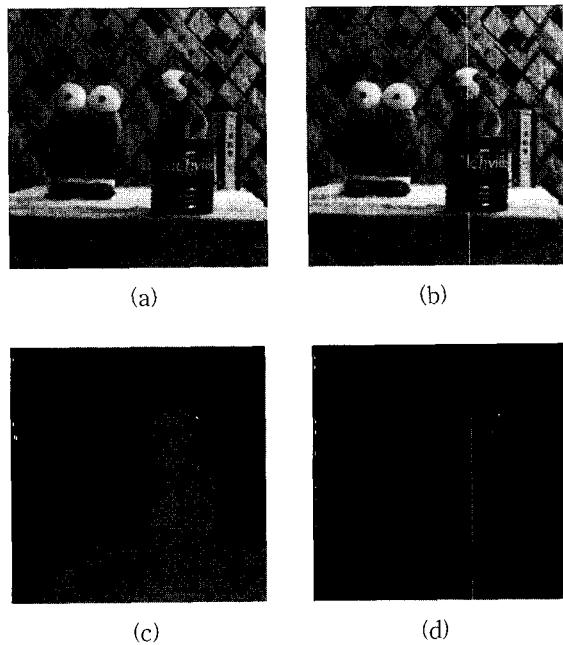


그림 5. 인형 영상 (a) 좌영상 (b) 우영상 (c) 단방향 변이도 (d) 양방향 변이도

Fig. 5. Toy images. (a) Left image (b) Right image (c) Uni-directional disparity map (d) Bi-directional disparity map

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

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 잘못된 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 변이값에 측시 이를 무시한다. 이 때, ϵ 은 카이 제곱 분포표에 의해 결정된다.

4. 양방향 정합 알고리즘

이상의 정합과정을 왼쪽에서 오른쪽방향으로 변이를 구하고, 오른쪽에서 왼쪽방향으로 변이를 구한다. 그리고 구해진 두 변이도를 가지고 그 변이에 해당하는 화소의 오차율이 작은 쪽의 변이를 취한다. 즉,

$$k = [I_L(x - \frac{d_L}{2}) - I_R(x + \frac{d_L}{2})] - [I_L(x - \frac{d_R}{2}) - I_R(x + \frac{d_R}{2})] \quad (15)$$

$$d = \begin{cases} d_R & k > 0 \\ d_L & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기서, k 는 각 변이에 대한 두 영상의 밝기차의 오차이다. d_R 은 오른쪽에서 왼쪽방향으로 구한 변이를 d_L 은 왼쪽에서 오른쪽방향으로 구한 변이를 나타낸다.

5. 전체 정합 알고리즘

이 장에서는 앞서 말한 내용들이 어떻게 정합 과정을 수행하는지를 설명한다.

우선, <그림 3>의 순서도를 바탕으로 좌, 우 방향의 변이도를 구한다. 그리고 양방향 정합 알고리즘에 따라 변이를 결정한다.

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. 잘못된 정합을 판단하는 부분에서는 임계 확률값을 90%라 두었다.

스테레오 정합시 검색창 크기는 3×3 , 5×5 로 두었다. 이 정합을 위한 창은 크기가 클수록 더 정확한 변이를 구할수 있었다. 다음의 실험 영상은 3×3 의 검색창 결과이다.

<그림 4~5>의 (a),(b)는 스테레오 원영상, (c)는 단방향 정합 영상, (d)는 양방향 정합 영상이다. 결과 영상에서 단방향 정합에 비해 양방향 정합의 결과가 우수함을 알 수 있다. 실험 결과를 보다 객관적으로 비교하기 위해 정합률과 오차율을 도입하였다. 정합률은

$$m = \frac{1}{N_x \times N_y} \sum_{y=0}^{N_y-1} \sum_{x=0}^{N_x-1} k(x, y) \quad (16)$$

$$ERR = |I_L(x - \frac{d}{2}, y) - I_R(x + \frac{d}{2}, y)|$$

$$k(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } ERR \leq \theta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

과 같이 정의하였다. 여기서 θ 는 최대 밝기차의 5%, 즉 12로 설정하였다. 이것은 정합률 m 이 전체 영상에

표 1. 제안 알고리즘의 정합율과 에러율에 대한 성능 평가

Table 1. Performance evaluation of proposed algorithm for matching and err rate.

Algo- rithms	Image	corridor image		toy image	
		m(%)	e(%)	m(%)	e(%)
Unidirectional		93.89	1.71	96.95	2.38
Bidirectional		96.27	0.96	97.86	2.19

대해 좌·우 정합 화소의 밝기차가 12 이내인 정합쌍의 비율을 의미한다.

또한, 오차율은

$$e = \frac{1}{N_x \times N_y} \sum_{y=0}^{N_y-1} \sum_{x=0}^{N_x-1} \frac{ERR}{I_{\max}} \quad (17)$$

와 같이 정의하였다. 오차율 e 는 좌·우 정합 화소의 평균적인 밝기차를 나타낸다. <표 1>에 나타낸 바와 같이 제안된 양방향 정합 알고리즘이 단방향 정합 알고리즘에 비해 정합률과 오차율에서 우수함을 알 수 있었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 스테레오 영상으로부터 깊이 정보를 추출하기 위해 확장 칼만 필터를 이용한 양방향 스테레오 정합 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 단방향 정합에 비해 우수한 결과를 보였다. 객관적 성능 비교를 위해 정합률과 오차율을 도입하여 수치적으로 비교한 결과에서도 제안된 알고리즘의 개선된 성능을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [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] J. Williams, and M. Bennamoun, "Least Squares Stereo Matching: A Non-Linear Filtering Approach," 9th. Australasian Remote Sensing Photogrammetry Conf., Sydney, Australia, pp.

- 20~24, 1998.
- [3] J. A. Williams, and M. Bennamoun, "A Nonlinear Filtering Approach to Image Matching," Int'l Conf. on Pattern Recognition, pp. 17~20, 1998.
- [4] Peter Belhumeur, "A Bayesian Approach to Binocular Stereopsis," Int'l J. of Computer Vision, Vol. 19, No. 3, pp. 237~260, 1996.
- [5] N. Ayache, Artificial Vision for Mobile Robots. MIT Press, 1991.

저자소개

李哲憲(正會員) 第39卷 TE編 第1號 參照

薛盛旭(正會員) 第39卷 TE編 第1號 參照

金孝成(正會員) 第39卷 TE編 第1號 參照