

비용 함수를 이용한 오 정합 개선 기법에 관한 연구

백영민 최현준 서영호 김동욱

광운대학교 전자재료공학과

myth013@kw.ac.kr

A Study on the Outlier Improvement Method Using Cost Function

Paik, Yaeung-Min Choi, Hyun-Jun Seo, Young-Ho Kim, Dong-Wook

Department of Electronic Materials Eng, Kwangwoon University

요약

본 논문에서는 변이지도의 정확도 향상을 위하여, 비용 함수를 이용한 교차 일치성 검사 기법을 제안하고, 다양한 조건의 실험을 통하여 제안한 알고리즘이 효율적임을 보였다.

좌우 변이정보를 이용하는 교차 일치성 검사로 오정합을 검출하는 방법을 시도해왔다. 하지만 이러한 방법은 물체의 경계에서 발생하는 오정합을 찾기가 어렵다.

본 논문에서는 최종 변이의 신뢰도 향상을 위해 교차 일치성 검사의 정확도를 높이는 방법을 제안하였다. 일반적으로 영역 기반 스테레오정합 방법은 물체의 경계에서 정확도 높지 못하다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 정합창의 크기를 늘리거나 특징 점을 이용한 적응적 가변 정합창을 적용하는 방법을 시도하였다. 하지만, 여전히 기존 교차 일치성 검사를 통한 오정합 검출은 부정확하다. 이러한 영역의 비용 함수 값들을 비교한 결과 첫 번째와 두 번째 값의 차이가 적거나 크게 나타난다. 제안한 방법은 기존 방법에 비해 오정합 검출 능력을 향상 시킨다.

제안한 방법의 결과를 확인하기 위해 스테레오 비전에서 많이 사용되는 영상을 적용하고 분석하였다. 또한, 기존 교차 일치성 검사 방법과 제안한 방법의 객관적으로 비교하기 위해 전체 영역에 대한 오차율(error ratio)과 교차 일치성 검사로 유효하다고 판단된 변이 값 중 실제 변이 값과 일치하지 않은 변이 값의 오차율을 비교하였다. 실험 결과 기존 방법에 비해 제안한 방법이 1~5%정도 낮은 오차율을 보였다.

1. 서론

스테레오 매칭 알고리즘은 컴퓨터 비전 분야에서 활발히 연구가 되어오고 있다. 영상의 대응점간의 유사성을 통해 변이 값을 찾는 방법으로 크게 전역 기반 방법(global method)와 지역 기반 방법(local method)으로 나눌 수 있다. 전역 기반 방법은 에너지 함수를 최소화하는 변이 값을 찾으므로써 정합을 수행한다. 이 방법은 높은 정확도를 가지지만, 다른 스테레오 기법에 비하여 상대적으로 많은 연산이 요구되어 실시간 구현에 어려움이 있다. 지역 기반 방법은 정합 창 내의 컬러와 밝기 값을 통해 각 픽셀의 변이 값을 찾게 된다. 전역 기반 방법에 비해 간단하면서 효율성이 높으나, 균일한 색상을 가지는 영역(homogeneous region)과 객체의 깊이 불연속(depth discontinuities) 등에는 좋지 않은 결과를 발생시킨다.

Kanade는 정합 창 내의 밝기와 변이를 이용해서 적절한 정합 창을 선택하였으나 정합 창 모양이 직사각형으로 고정되어 경계 영역 정확도가 낮았다.[1] 또한, Vekseler는 정합 창 크기와 모양을 선택적으로 결정하였으나, 정합 창 모양이 일반적이지 못하고, 사용자에 의해 파라미터를 변경시켜주어야 하는 단점을 가지고 있다.[2][3]

Yoon은 정합 창 내 픽셀간의 거리에 따른 가중치와 색상 성분의 밝기 값의 차이에 따른 가중치 방법을 제안하였다. 이 방법은 균일한 색상을 가지는 영역과 객체의 깊이 불연속 등에서 정확한 결과를 얻는

다.[4] 또한, Gu는 Yoon의 가중치 방법과 후처리 방법을 제안하였다. Yoon의 방법과는 다르게 초기 변이 지도를 생성 후 가중치 방법을 후처리에 적용함으로써 좀 더 정확한 결과를 얻었다.[5]

본 논문에서 사용하는 교차 일치성 검사는 좌우 영상 중 하나의 영상을 기준으로 대응점을 찾은 후에 찾아진 대응점을 기준으로 다시 역으로 원래의 기준 영상에서 대응점을 찾는 기법을 말한다.[6] 교차 일치성 검사는 좌우 변이정도를 통해 쉽게 오정합을 검출하는 장점을 가지고 있다. 그러나 정합 창을 이용한 스테레오 매칭 기법에 경우는 정합 창 크기가 커질수록 창 내에 왜곡되는 영역이 많이 포함되어 실제 경계보다 확장되어 나타나게 된다. 이러한 문제점으로 인해 교차 일치성 검사 기법으로는 물체의 경계에서 발생하는 오정합을 찾을 수가 없게 된다.

본 논문에서는 기존 교차 일치성 검사의 정확도를 향상시키기 위해서 실제 변이 경계에서 발생하는 유효하지 않은 변이 값들에 대응되는 비용 함수 값을 비교한다. 이러한 비용 함수 값의 비교를 통해 물체의 경계에서 발생하는 오정합을 찾는 알고리즘을 제안한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 영역 기반 스테레오 정합 알고리즘에 대한 소개를 한다. 3장에서는 본 논문에서 제안한 기법들을 설명하고 4장에서 이를 이용하여 실험을 통한 결과를 보이며 5장에서는 본 논문의 결론과 향후 연구 방향을 기술한다.

2. 영상 기반 스테레오 정합 알고리즘

영역 기반 스테레오정합 방법은 좌영상과 우영상의 영역 간 유사성(similarity)으로 일치점을 찾는다. 이 때 사용되는 화소의 값은 각 화소가 갖고 있는 흑백 또는 컬러 정보이다. 보통의 경우 한 화소만으로는 서로 상응하는 점을 구하기 어려우므로 이웃한 화소들을 동시에 고려한다. 영역간의 유사성을 찾기 위해서 일정한 크기의 창을 좌, 우 영상에 가정하고 그 내부의 화소들의 값들로 두 영역의 유사성을 검사하는데, 이 창을 정합창(matching window)이라 한다. 이 정합 방법의 결과는 동일한 에피폴라 라인(epipolar line) 상에 있는 기준영상의 특정 점과 그에 대응하는 참조영상의 점간의 거리이며, 이를 변이(disparity)라고 한다. 따라서 영역 기반 스테레오정합 방법은 조밀한 변이지도(disparity map)를 구할 수 있고 특징추출과 같은 작업은 필요없다. 하지만, 정합창 내부가 균일한 색상을 갖는 영역이거나 불연속 점인 특징 점을 포함하는 경우, 영상에 노이즈가 많은 경우, 또는 정합창의 크기가 커져 폐색영역(occlusion)에 따른 문제가 발생하는 경우 등으로 인해 정합이 제대로 이루어지지 않아 신뢰도가 떨어지는 문제가 발생한다.

그림 1은 정합창을 이용한 정합 방법을 나타낸 것으로, 두 카메라로부터 얻어진 좌우 영상 중 좌영상의 한 점 (x, y) 를 중심으로 한 정합창 내에 있는 화소들의 밝기 값을 동일한 에피폴라 라인 상에 있는 우측 영상의 한 점에서의 정합창을 기준으로 탐색 범위(search range) $d(d_{\min} \leq d \leq d_{\max})$ 만큼 수평으로 움직이면서 정합 점을 찾는다. 이 그림은 정합창의 크기는 $1 \times 5[\text{pixel}^2]$ 이며 탐색범위가 $21[\text{화소}]$ 인 예를 보이고 있다. 두 영상 간 대응되는 점의 거리 차이가 d 일 때 좌우 영상에 대해 다음 수식을 만족해야 한다.

$$f_{\text{cost}}[SR\{I_L(x,y)\}] = f_{\text{cost}}[SR\{I_R(x-d,y)\}] \quad (1)$$

여기서, $f_{\text{cost}}[r]$ 은 또는 비용함수, $SR[p]$ 는 p 를 중심으로 한 정합창 내의 화소들 집합을 나타내고, $I_L(p,q)$ 와 $I_R(p,q)$ 는 (p,q) 위치에 있는 좌영상과 우영상의 화소 값을 각각 나타낸다.

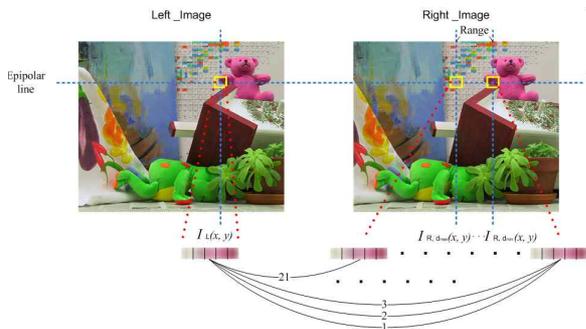


그림 1. 영역 기반 정합 방법.

그림 2에서 본 바와 같이, 정합창의 크기에 따라 다소 차이가 있지만, 초기 변이영상에서 가장 오정합이 많은 부분은 폐색영역과 균일한 영역이다. 정합창이 작으면 경계부분이 정확해지나 균일영역의 변이값은 부정확해지고, 반대로 정합창이 크면 균일영역의 변이가 정확해지고 경계부분이 부정확해진다.

이것은 정합창이 작으면 균일영역 자체가 정합창에 비해 매우 커 기준영상의 정합 대상점과 동일한 특성을 가진 점들이 참조영상에 다

수 존재하기 때문이다. 따라서 오차범위 내의 비용함수 결과를 가진 점들이 많이 발생하게 되고, 그 중 최적의 비용값을 갖는 점을 택한다고 해도 그 점이 정확한 정합점일 확률은 그리 높지 않다.

정합창이 커지면 경계부분, 즉 폐색영역의 오정합이 많이 나타난다. 이는 정합창의 크기가 커질수록 창 내에 왜곡되는 영역이 많이 포함되기 때문이다. 또한, 한 화소를 정합하기 위해서는 창 내에 밝기 변화가 포함되어야 하지만, 포함된 밝기 변화 내에서는 변이의 변화까지도 포함하고 있기 때문에 변이지도에서 실제의 변이 경계보다 확장되어 나타나는 “foreground-fattening” 현상이 지속되게 된다.

그림 2과 표 1은 영역 기반 정합 기법을 이용하여 변이정보를 얻은 결과이다. 고정된 정합 창 기법에 비해 가변 정합 창 기법이 오정합 영역이 줄어드는 것을 확인할 수 있다.

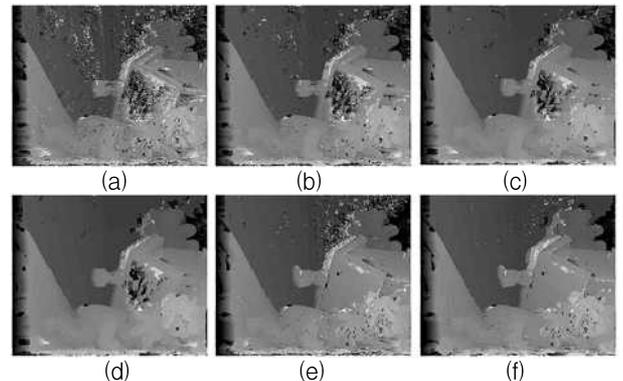


그림 2. 영역 기반 정합 기법이 적용된 변이정보 추출 결과; (a) 3×3 크기의 창 정합, (b) 5×5 크기의 창 정합, (c) 7×7 크기의 창 정합, (d) 9×9 크기의 정합, (e) 가변 크기의 창 정합, (f) 적응적 가변 크기의 창 정합.

표 1. 영역 기반 정합 기법에 따른 변이정보 에러율의 비교.(unit: %)

Window size	3×3	5×5	7×7	9×9	Variable	Adaptive variable
Tsukuba	21.3	14.3	11.8	10.7	14.0	9.5
Venus	35.9	24.8	18.9	14.9	15.5	11.4
Teddy	44.2	34.2	30.3	28.4	29.9	25.5
Cones	38.4	28.1	24.5	23.0	30.0	20.5
평균	34.9	25.3	21.3	19.2	22.3	16.7

3. 제안한 알고리즘

교차 일치성 검사는 좌우 영상 중 하나의 영상을 기준으로 대응점을 찾은 후에 찾아진 대응점을 기준으로 다시 역으로 원래의 기준 영상에서 대응점을 찾는 방법이다. 이렇게 함으로써 양방향에서 찾아진 대응점이 서로 동일한지를 절대 거리를 비교하여 검사한다. 이로 인해 교차 일치성 검사는 변이정보가 얼마나 정확하가에 따라 신뢰도가 결정된다. 허나, 기존의 정합 창을 이용한 기법에 경우는 정합 창 크기가 커질수록 창 내에 왜곡되는 영역이 많이 포함되어 실제 경계보다 확장되어 나타나게 된다. 이러한 문제점으로 인해 기존 교차 일치성 검사 기법으로는 물체의 경계에서 발생하는 오정합을 찾을 수가 없게 된

다. 그림 3에서는 기존 교차 일치성 검사의 정확도를 보여주고 있다. (a)는 적응적 가변 정합 창을 이용해서 획득한 초기 변이지도이고, (b)는 교차 일치성 검사 기법을 통해 오 정합을 검출한 지도이다. 마지막으로 (c)는 교차 일치성 검사를 통해 얻은 유효하다고 판단된 변이 값 중에서 실제 변이 값과 일치하지 않은 영역을 회색 영역으로 표시하였다. 결과에 대한 에러율은 전체 영역에 기준으로 6.1%, 교차 일치성 검사 후 유효하다고 판단된 영역을 기준으로 8.1%로 나타났다.

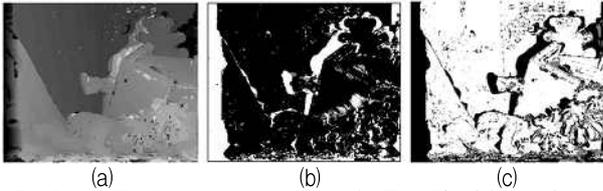


그림 3. 기존 교차 일치성 검사의 문제점; (a) 초기 변이 지도, (b) 폐색영역 검출, (c) 유효하지 않은 변이 값.

정합창의 크기가 변이정보에 주는 영향을 고려하여 적응적으로 정합창의 크기를 변화시키는 방법을 제안하여 적용하였으나, 그림 2에서 보는 바와 같이 여전히 오정합이 많이 나타나고 있다. 이 오정합은 실제의 경우 오정합 여부를 알 수 없기 때문에 이 변이영상을 사용하는 것은 바람직하지 않다. 추후 추가적인 과정을 통해 오정합을 수정하기 위해서라도 우선되어야 하는 과정이 오정합 여부를 확인하는 과정이며, 이 과정이 교차 일치성 검사이다. 따라서 본 논문에서도 교차 일치성 검사를 수행한다. 그러나 기존의 교차 일치성 검사는 그 검사를 통과한 변이값조차 정확성을 담보할 수 없기 때문에 기존의 방법을 그대로 사용할 수 없다.

먼저, 기존 방법의 문제점이 발생하는 원인을 파악하기 위해 교차 일치성 검사로 유효하다고 판단되는 변이값 중에서 실제 변이값과 일치하지 않은 것들을 분석하였다. 그 방법은 다음과 같다. 교차 일치성 검사에서 통과되지 못한 화소에 대해 그 변이값을 추출하기 위해 계산 하였던 비용함수 값을 오름차순으로 정렬하고 이를 화소 당 값으로 변환하였다. 정렬되고 변환된 값들 중 최적값과 차상위 최적값을 교차 일치성 검사를 통과한 화소의 해당 값들과 비교하였다. 그 결과 두 값의 차이가 매우 작거나 변환된 비용함수 자체가 매우 큰 경우들이었다.

그림 4은 그 예를 보이고 있다. 그림에서 흰색으로 표시된 영역은 교차 일치성 검사를 통과하였고, 그것이 실제의 변이값과 일치하는 경우, 검은색으로 표시된 영역은 교차 일치성 검사를 통과하지 못한 경우, 그리고 회색으로 나타낸 영역은 교차 일치성 검사를 통과했으나 실제의 변이값과는 다른 경우를 각각 나타내고 있다. 이 예에서는 최소화 비용함수인 SAD를 사용하였다. 이 그림에서 (a), (b) 모두 교차 일치성 검사는 통과하였으나 실제의 경우와 다른 변이값을 갖는 경우로서, (a)는 화소당 비용함수의 값은 작으나 최소값과 차상위 최소값의 차이가 적은 경우를 나타내고 있고, (b)는 최소값과 차상위 최소값의 차이는 크나 비용함수 자체가 큰 경우를 나타내고 있다.

이를 보완하기 위해 교차 일치성 검사를 통과한 화소들에 대해 다음의 두 검사를 추가로 수행하여 오정합 판단의 정확도를 높였다.

- ① 교차 일치성 검사를 통과한 특정 화소의 변이값에 해당하는 화소당 비용함수 값이 미리 정한 임계치(T_1)보다 크면 그 화소는 오정합 화소로 판정한다.
- ② 교차 일치성 검사를 통과한 특정 화소의 최적의 비용함수 값과 차상위 비용함수 값의 화소당 차이가 미리 정한 임계치(T_2)보다

작으면 그 화소를 오정합 화소로 판정한다.

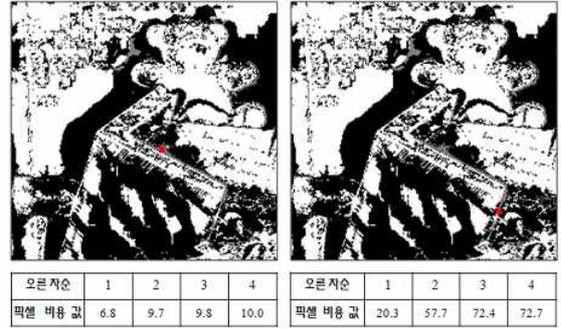


그림 4. 유효하지 않은 변이 값을 갖은 영역; (a) 비용 값 차이가 작은 경우, (b) 비용 값 차이가 큰 경우.

4. 실험 및 결과

실험에 사용된 영상은 Middleburry 사이트의 테스트 스테레오 영상들인데, 스테레오 비전 분야에서 많이 사용되는 영상들이다. 이 영상들은 평행식으로 배열된 스테레오 카메라로 획득한 영상들이며, 영상의 캘리브레이션(calibration)과 보정(rectification)이 된 영상들이다. 이러한 영상은 대부분 물체를 기준으로 좌측 영상이 얼마만큼 오른쪽으로 이동하느냐를 변이로 선택한다. 본 논문에서도 좌측 영상을 기준 영상으로 설정하였으며, 이를 기준으로 모든 실험을 진행한다.

본 논문에서 사용되는 영상들을 그림 4-1에 보였는데, 여기에는 좌우영상들을 보이고 있다.

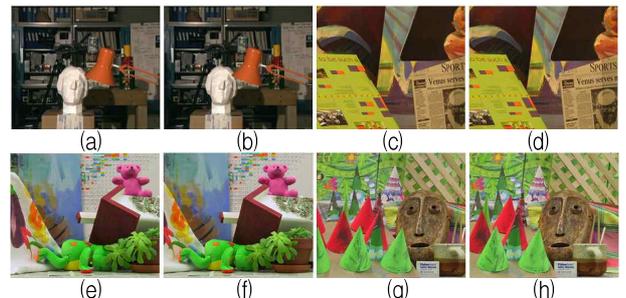


그림 5. 실험 영상; (a) Tsukuba 왼쪽 영상, (b) Tsukuba 오른쪽 영상, (c) Venus 왼쪽 영상, (d) Venus 오른쪽 영상, (e) Teddy 왼쪽 영상, (f) Teddy 오른쪽 영상, (g) Cones 왼쪽 영상, (h) Cones 오른쪽 영상.

실험 결과를 보다 객관적으로 비교하기 위해 전체 영역에 대한 에러율(e_1)과 교차 일치성 검사로 유효하다고 판단된 변이 값 중에 실제 변이 값과 일치하지 않은 변이 값의 에러율(e_2)로 정의하여 비교한다.

교차 일치성 검사는 초기 변이영상의 변이값들이 올바른지를 기준영상과 참조영상을 반대로 하여 검사하는 방법이다. 따라서 교차 일치성 검사의 대상은 초기 변이영상의 모든 변이값들이며, 여기에는 실제 변이값과는 다른 변이값들도 포함된다. 그러므로 교차 일치성 검사를 통과한 변이값 중에는 실제의 변이값과 다른 초기 변이값이 교차 일치성 검사를 통과한 경우도 있다. 이런 변이값은 정확한 값으로 인정하고 후처리 과정에서는 대상에서 제외되기 때문에 최종 변이영상에서의 오차율을 증가시키는 요인이 된다.

이를 고려하여 본 실험에서는 교차 일치성 검사를 통과하였으나 실제 변이값과 다른 변이값들을 전체 영상에 대한 비율(e_1)과 교차 일치성 검사를 통과한 변이값들에 대한 비율(e_2)로 각각 나타내었다. 이 두 비율로써 교차 일치성 검사 자체의 정확도를 분석할 수 있다.

앞 절에서 사용하였던 제 개의 영상과 다양한 정합창 방법들에 대해 기존의 방법과 제안한 교차 일치성 검사를 적용한 결과를 표 4-2에 정리하였다. 표에서 종축은 영상의 종류와 방법들을 분류하였고, 횡축은 다양한 정합창 방법들을 분류하였다. 먼저 정합창 방법에 대한 교차 일치성 검사의 오차율은 정합창이 클수록, 그리고 가변 및 적응적 가변 정합창을 사용할수록 낮아져 교차 일치성 검사의 신뢰도가 높아지는 것을 볼 수 있다. 특히 본 논문에서 제안한 적응적 가변 정합창 방법이 기존의 방법과 제안한 교차 일치성 검사 모두에는 가장 높은 신뢰도를 갖고 있는 것으로 나타났다.

5. 결론

본 논문에서는 영역 기반 스테레오 정합에 있어서 폐색영역에 대한 처리와 낮은 초기 변이정보의 정확도 문제를 개선하여 성능을 향상시키는 알고리즘을 제안하였다. 이 방법은 크게 적응적 가변 정합창을 사용하는 방법과 교차 일치성 검사의 신뢰도를 높이는 방법으로 이루어졌다.

제안된 알고리즘의 성능평가를 위하여 영역 기반 스테레오정합 방법을 대상으로 기존의 교차방법과 제안한 방법에 대하여 실험을 수행하였다. 실험대상 영상은 Middleburry 사이트에서 제공하는 네 가지 영상이었으며, 이 영상들의 실험결과를 분석하였다. 제안한 적응적 가변 정합창 방법에 대한 실험결과 제안한 방법이 기존 방법에 비해 초기 변이지도에서 네 영상의 평균 오차율이 2.5%에서 18.2%까지 감소하는 결과를 얻어 제안한 방법의 우수성을 입증하였다. 또한 제안한 교차 일치성 검사를 실험한 결과 제안한 방법이 전체영상 대비 1.7%에서 7.4%, 교차 일치성 검사를 통과한 변이값들 대비 1.0%에서 7.1%의 신뢰도를 향상시켰음을 확인하였다.

본 논문에서는 초기 변이영상이 생성되고 교차 일치성 검사를 실시한 후 교차 일치성 검사에서 부적합 판정이 내려진 오정합 화소들에 대한 처리방법은 포함하지 않고 있다. 이 후처리 방법에 대해서도 많은

연구가 진행되고 있지만 후처리 방법에서도 많은 오류를 발생하고 있다. 따라서 향후 후처리에 대한 연구를 진행하면 최종 변이지도에서의 오차율을 더욱 감소시킬 수 있을 것으로 사료된다.

<본 연구는 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 IT산업원천기술개발사업의 일환으로 수행하였음. [2009-F-208-01, 대화형 디지털 홀로그램 통합서비스 시스템의 구현을 위한 신호처리 요소 기술 및 SoC 개발]>

참고문헌

- [1] T. Kanade and M. Okutomi, "A Stereo Matching Algorithm with an Adaptive Window: Theory and Experiments" IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 16, 920 - 932. 1994.
- [2] O. Veksler, "Stereo Correspondence with Compact Windows via Minimum Ratio Cycle" IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24, 1654 - 1660. 2002.
- [3] O. Veksler, "Fast Variable Window for Stereo Correspondence using Integral Images" Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 1, 556 - 561. 2003.
- [4] Kuk-Jin Yoon, In so Kweon, "Adaptive Support-Weight Approach for Correspondence Search" IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Apr. 2006.
- [5] Z. Gu, "Local stereo matching with adaptive support-weight, rank transform and disparity calibration" Pattern Recognition Letters, 29, 1230-1235. 2008.
- [6] S. Mattocchia, F. Tombari, "Stereo Vision Enabling Precise Border Localization Within a Scanline Optimization Framework", ACCV, LNCS 4844, pp.517-527, 2007.

표 2. 에러율 비교(unit: %)

Window size		3×3		5×5		7×7		9×9		Variable		Adaptive variable	
		e_1	e_2	e_1	e_2	e_1	e_2	e_1	e_2	e_1	e_2	e_1	e_2
Tsukuba	기존 방법	5.8	7.8	3.9	4.8	3.5	4.1	4.3	5.1	3.5	4.4	3.2	4.0
	제안한 방법	1.6	4.4	1.4	3.7	1.5	3.7	2.0	5.0	1.9	2.5	2.0	3.1
Venus	기존 방법	14.0	19.4	12.0	9.7	7.5	8.8	9.4	10.6	4.9	5.8	4.4	5.1
	제안한 방법	2.1	6.3	1.7	4.9	1.5	4.5	2.3	7.0	2.5	4.9	2.2	4.7
Teddy	기존 방법	8.4	12.9	9.9	13.4	10.6	13.6	11.0	13.7	7.4	9.9	6.1	8.1
	제안한 방법	3.2	10.3	5.0	12.3	5.7	11.2	6.0	15.1	3.8	7.7	3.9	6.3
Cones	기존 방법	12.2	17.8	8.2	10.6	6.9	8.5	8.0	9.6	6.5	9.1	4.8	6.4
	제안한 방법	3.8	10.3	3.0	7.0	2.7	6.3	3.4	8.0	3.5	7.5	3.5	5.3
평균	기존 방법	10.1	14.5	8.5	9.6	7.1	8.8	8.2	9.8	5.6	7.3	4.6	5.9
	제안한 방법	2.7	7.8	2.8	7.3	2.9	7.3	3.4	8.8	2.9	5.7	2.9	4.9