

# 다중방향성 정합선 최적화와 신뢰도 기반 공백복원을 이용한 스테레오 정합

백 승 해<sup>†</sup> · 박 순 용<sup>††</sup>

## 요 약

최근 스테레오 정합 기술은 정합하고자 하는 픽셀을 포함한 국부적인(local) 영상의 정합 비용과 시차의 변화 비용을 누적하는 전역적(global)인 방법을 많이 사용하고 있다. 특히 전역적 스테레오 정합에서도 비용누적(cost accumulation)의 방향을 일반적인 수평방향이 아닌 다수의 방향을 사용하는 연구가 늘고 있다. 본 논문에서는 기존의 스테레오 정합 기술을 다중 방향성 정합 기술로 확장하는 방법을 제안한다. 픽셀의 국부적인 정합 비용은 단순한 NCC (Normalized Cross Correlation)를 사용하였고 전역적 정합 기술의 하나인 정합선 최적화(Scan-line Optimization) 방법을 다중 방향으로 확장하는 기술을 제안하였다. 우선 정합선 최적화를 다중 방향으로 실행한 후 이들 결과를 이용하여 신뢰도가 높은 시차영상(disparity image)을 획득한다. 반복적인 다중 방향 정합선 최적화 시행 후, 시차영상에서 남은 공백은 홀 복원 방법으로 계산한다. 시차가 구해진 픽셀에 대해서는 신뢰도 점수를 매긴 다음 이 점수를 확산하여 신뢰도 점수 테이블에서 가장 높은 값을 가지는 시차값으로 홀을 복원하였다. 제안하는 기술을 미들버리(Middlebury)의 스테레오 영상을 사용하여 오차를 분석하였다. 기존의 전역적 방법과 제안 기술을 이용하여 시차영상을 계산하고 그 오차를 비교하였다.

키워드 : 스테레오 정합, 정합선 최적화, 공백복원, 다중방향

## A Stereo Matching Technique using Multi-directional Scan-line Optimization and Reliability-based Hole-filling

Seung-Hae Baek<sup>†</sup> · Soon-Young Park<sup>††</sup>

### ABSTRACT

Stereo matching techniques are categorized in two major schemes, local and global matching techniques. In global matching schemes, several investigations are introduced, where cost accumulation is performed in multiple matching lines. In this paper, we introduce a new multi-line stereo matching techniques which expands a conventional single-line matching scheme to multiple one. Matching cost is based on simple normalized cross correlation. We expand the scan-line optimization technique to a multi-line scan-line optimization technique. The proposed technique first generates a reliability image, which is iteratively updated based on the previous reliability measure. After some number of iterations, the reliability image is completed by a hole-filling algorithm. The hole-filling algorithm introduces a disparity score table which records the disparity score of the current pixel. The disparity of an empty pixel is determined by comparing the scores of the neighboring pixels. The proposed technique is tested using the Middlebury and CMU stereo images. The error analysis shows that the proposed matching technique yields better performance than using conventional global matching algorithm.

Keywords : Stereo Matching, Scan-line Optimization, Hole filling, Multi-directional

### 1. 서 론

스테레오 비전 (Stereo vision)기술은 두 대 이상의 카메라에서 획득한 영상으로부터 3차원을 형상을 복원하는 컴퓨터

비전 기술의 하나이다. 스테레오 비전 기술은 2차원 영상에서 3차원 정보를 획득할 수 있기 때문에 로봇비전, 3차원 모델링, 가상현실, 3차원 방송 등의 다양한 적용분야를 가지고 있어 현재까지 많은 연구가 진행되어 오고 있다. 스테레오 비전 기술의 핵심은 2차원 영상들 사이에서 일치하는 점들의 쌍을 찾아내는 정합 (matching)기술이라 할 수 있다. 그러나 스테레오 정합은 물체 가려짐, 밝기변화, 영상 잡음 등으로 인하여 쉽지 않은 문제라 할 수 있다.

※ 본 연구는 지식경제부/한국산업기술진흥원 융복합형로봇전문인력양성사업의 지원으로 수행되었음.  
† 준 회 원 : 경북대학교 컴퓨터 및 로봇비전 연구실 보조연구원  
†† 정 회 원 : 경북대학교 컴퓨터공학과 조교수  
논문접수 : 2009년 10월 1일  
수정일 : 1차 2009년 11월 30일  
심사완료 : 2009년 12월 7일

스테레오 정합은 크게 국부정합(local matching)과 전역정합(global matching)으로 나눈다. 초기 스테레오 정합 연구에서는 국부정합을 다루었다. 국부정합은 에피폴라인(epipolar line)이 일치 한다는 조건을 전제로 하여 정합선상의 점들 중에서 현재의 기준이 되는 점과 가장 일치하는 점을 찾는 방법이다. 이때 일치하는 점을 찾는 기준에 따라서 국부정합방법을 구분한다. 일치하는 점을 찾기 위하여 주로 비교하는 점을 기준으로 하는 정방향의 정합창을 생성하고 내부 픽셀의 밝기값(intensity)이나 색상(color)을 기준으로 비교를 한다. 정합창이 너무 작으면 잡음(noise)에 대한 영향을 많아 오류가 발생하기 쉽고 또한 패턴 반복이나 패턴이 없는 부분에서 정확하지 않다[8]. 반대로 정합창이 너무 크면 물체의 경계에서 시차값이 블러(blur)되는 현상이 발생한다. 정합창 외에 영상의 밝기 경계선을 비교하는 방법도 사용하고 있다. 영상의 밝기값을 1차 미분 또는 2차 미분하여 경계선을 추출하고 그 값들을 비교하는 것이다. 1, 2차 미분과 밝기값을 동시에 비교하는 다차원적인 방법도 존재한다[22]. 그러나 이런 국부정합은 단순히 현재점과 대응되는 영상의 점사이의 정합가능성만을 고려하기 때문에 주변의 시차값들과의 관계는 고려하지 않는다. 이런 경우에는 급격하게 시차값이 커지거나 작아지는 현상이 발생하게 되는데 이는 순서제약(ordering constraint)을 위배한다. 이와 다르게 주변 시차값들과 관계도 고려한 방법이 전역정합 방법이다.

전역정합방법은 최근에 많은 연구가 이루어졌다. 대표적인 방법에는 다이내믹 프로그래밍(dynamic programming) [16, [1]과 그래프컷(graph cut)[11]이 있고, 가장 최근에는 SGM (semi-global matching)[6-7, 5]과 신뢰확산(belief propagation)[10] 방법이 많이 연구 되었다.

다이내믹 프로그래밍 방법은 기준점과 대응되는 점 사이의 밝기값 차이를 비교하는 부분의 에너지와 이웃하는 점 사이의 시차값 차이의 에너지를 합한 값을 비교하여 그 차이가 적은 것을 선택하는 방법이다. 다이내믹 프로그래밍에서 정합선을 따라 에너지를 누적 할 때 좌우 영상을 비교하는 중에 정합이 결정되는 경우는 그 오차 만큼만을 에너지에 더한다. 그러나 좌폐색(left-occlusion) 또는 우폐색(right-occlusion)이 발생하는 경우에는 시차값의 연속성을 유지하기 위해서 일정한 벌점(penalty)을 부여한다. 이렇게 정합선을 따라서 모든 시차값에 대한 다이내믹 프로그래밍의 경로와 에너지를 결정한다. 모든 경로와 에너지가 결정이 되면 정합선의 끝에서부터 가장 작은 에너지를 가지는 경로를 따라오면서 각 점의 시차값을 정하면 된다. 다이내믹 프로그래밍은 속도가 빠르고 적은 메모리를 사용한다는 장점이 있다. 정합선을 따라 역으로 가면서 시차값을 결정할 때 오류가 발생하면 그 뒤로는 연속적으로 오류가 발생할 수 있다. 정합선오류 문제를 해결하기 위해서 최근에는 트리 다이내믹 프로그래밍(Tree dynamic programming)[19], 영역구분 트리 다이내믹 프로그래밍 (Segmentation tree dynamic programming) [2], 두방향, 다방향성 다이내믹 프

그래밍(Towpass, Multidirectional dynamic programming)[9, 18] 등이 연구 되었다.

그래프 컷의 경우는 영상의 모든 점들을 라벨링(labeling)한 다음 그 점들 사이에서 시차값이 같을 확률을 계산한다. 이렇게 점 사이의 계산한 확률들을 바탕으로 그 값이 작은, 즉 시차값이 다를 확률이 높은 점들 사이는 끊어준다. 이렇게 획득한 시차 값들은 영상 중에 경계선이 발생하는 부분에서 주로 변화가 발생한다. 결과로 생성된 시차값은 영상의 경계를 따라 좋은 정확도를 보여준다. 반면 물체의 경계가 아닌 무늬에서도 시차값의 변화가 발생할 수가 있고, 연산 시간이 많이 걸리고 메모리를 많이 사용하는 단점이 있다.

신뢰확산방법의 경우는 한 점의 시차값이 될 확률을 주변의 점들 사이의 확률과 각 점에서의 시차값들의 확률을 고려하여 결정한다. 신뢰확산 방법에서는 주로 반복적인 확산을 이용한다. 확산이 일어나면서 각 시차값이 될 확률이 다른 점들로 전달이 되는데 이는 마코프-랜덤필드(Markov random field)에 바탕을 두고 계산이 이루어진다. 여러 단계에 걸쳐서 연산이 반복적으로 시행해야 하고, 모든 시차값에 대한 정보를 가지고 있어야 하기 때문에 그 연산 시간이 길고, 메모리를 많이 사용하는 단점이 있다. 그러나 이 방법은 현재 가장 정확한 결과를 내는 방법 중에 하나이다. 여기에 속하는 방법에는 이중 신뢰확산(Double belief propagation), Over Segmentation BP, [20, 23] 등이 있다.

SGM은 앞에서 언급한 방법들에 비해 최근에 발표된 방법이다. 정합선 최적화 알고리즘(Scan-line optimization)[13]을 응용하여 다중방향으로 시행 시킨 후, 다중방향에서 구해진 에너지를 각 점에 대해서 누적시키는 방법이다. 정합선 최적화 알고리즘은 다이내믹 프로그래밍과 유사하지만, 폐색영역에 대한 고려는 하지 않고 단순히 각 점사이의 최적경로를 찾는 점이 차이이다. SGM은 8가지 또는 16방향으로 정합선 최적화 방법을 시행을 한다. 여기서 구해진 값들을 각각의 점과 시차값에 대해 합해서 각 시차값의 에너지 중에 가장 작은 값을 그 점의 시차값으로 정한다. 이 방법은 다이내믹 프로그래밍과 달리 여러 방향에서 누적된 에너지를 이용하기 정합선을 따라 오류가 생기는 문제는 발생하지 않는다. 또한 복잡한 영상에서 좋은 결과를 보여주고 특히 높은 정확도를 요구하는 0.5픽셀을 기준으로 한 오류 측정에서는 더욱 좋은 결과를 보여준다.

본 논문에서는 기존의 전역정합 방법의 성능을 개선하기 위하여 다방향성 전역정합 기술을 제안하고자 한다. 기존의 정합선 최적화 방법은 한 방향으로만 진행할 경우 정합선을 따라 오류가 발생하는 문제가 있다. 전역 스테레오 정합 기술을 다방향 정합으로 구현하였으며 이때 발생하는 시차 공백(disparity hole)의 문제를 해결하는 방법을 제안하였다. 다방향성 전역정합 방법으로 신뢰영역을 추출한 후 신뢰도가 높은 픽셀 또는 영역을 이용하여 공백을 복원한다. 신뢰영역을 추출하는 방법으로 다방향성 정합선 최적화를 시행하고 그 결과의 유사도가 높은 픽셀들에 대해서만 시차값을 결정하고 나머지 부분은 공백(hole)로 남겨 둔다. 신뢰도가

높은 픽셀들을 이용하여 공백을 복원할 때에는 앞서 획득한 신뢰영역의 시차값을 기반으로 각 픽셀에 시차 점수(disparity score)를 부여한다. 이 점수들을 여러 차례 확산시킨 후 점수가 가장 높은 시차값을 해당 픽셀의 시차값으로 결정한다. 신뢰영역이 아닌 부분의 정보는 사용하지 않기 때문에 오류가 발생할 확률이 낮다. 제안 하는 방법은 초기에 다중방향성을 이용하여 복잡한 영상의 다양한 시차값들을 찾아낸 다음 신뢰도 기반의 공백복원 기술을 통해서 시차영역을 확장하는 방법이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 다중방향성 정합선 최적화의 신뢰성을 보여주고 다중방향성 정합선 최적화와 유사도 검사를 이용한 최초의 신뢰영역의 추출 방법에 대해 기술한다. 3절에서는 최초로 획득한 신뢰영역을 바탕으로 최초의 시차 점수(disparity score)표를 만드는 방법과 점수표를 이용하여 공백을 복원하는 과정을 기술하고, 마지막에 남은 공백을 채워서 최종 시차값 영상을 도출 해내는 과정에 대해서 기술한다. 4절은 다양한 영상을 이용하여 실험한 결과들을 분석하고, 다른 스테레오 정합 방법을 이용한 결과와 비교 분석한다. 마지막 5절에서는 결론을 도출한다.

## 2. 다중방향성 정합선 최적화를 이용한 초기 시차값 획득

본 논문에서 제안하는 방법은 다음과 같은 순서를 가진다. 우선 다중방향으로 정합선 최적화를 시행하여 초기 시차영상을 획득한다. 획득된 초기 시차영상을 이용하여 공백복원을 시행한다. 공백복원을 시행한 후 남은 영역은 마지막으로 주변 픽셀 정보를 이용하여 채운다. 본 절에서는 정합선 최적화 방법을 다중방향성으로 시행하여 초기 시차영상을 획득하는 과정에 대해 다룬다. 본 논문에서는 여러 방향의 정합선 최적화 결과 중에는 정확한 결과가 존재 한다는 점을 가정으로 하여 초기 시차영상을 획득한다.

### 2.1 다중방향성 정합선 최적화의 신뢰성

정합선 최적화 방법은 정합선을 따라가며 정합률이 높은 점들 사이의 낮은 별점을, 낮은 점들 사이에는 높은 별점을 부여하면서 누적한 후, 정합선의 마지막에서 누적된 별점이 가장 낮은 경로를 찾아 가는 방법이다. 이는 다이나믹프로그래밍(dynamic programming, DP)[16]과 여러 가지 면에서 유사하다. 정합선을 따라가면서 별점을 누적시키는 점에서는 유사성을 가지고 있다. 그러나 정합선 최적화 방법에서는 정합을 할 때 가려지는 영역(occlusion region)에 대한

고려는 하지 않는다. 정합선 최적화 방법을 이용하여 획득한 시차영상의 결과는 그림 1과 같다. 그림은 미들버리(Middlebury) 스테레오 영상 중에서 Cone영상을 사용하였다. 시차영상에서는 수평으로 정합선 방향을 따라 잘못된 결과가 발생하는 것을 알 수가 있다. 이는 정합선을 따라 별점을 누적 할 때에 잘못 누적되는 경우가 발생하면 그 뒤로의 결과는 연속적으로 잘못되기 때문이다. 이는 다이나믹프로그래밍과 같이 하나의 정합선을 사용하는 방법들에서는 공통적으로 발생하는 문제이다.

(그림 1)의 결과에서 보여주는 것과 같이 한 방향의 정합선 최적화 방법을 이용하면 정확하지 않은 결과를 얻는다. 그런데 정합선을 따라 발생하는 오류는 주로 폐쇄구간(occlusion region)에서 생긴다. 이 점을 극복하기 위해 정합선의 방향을 다양하게 하여 정합선 최적화 방법을 시행하면 방향에 따라 다른 결과를 얻을 수 있다. (그림 2)에서 중앙의 시차영상을 제외한 8장의 영상들은 각 방향으로 정합선 최적화를 시행하여 얻은 결과들이다. 8방향 또는 16방향으로 시행한 정합선 최적화 방법의 결과들을 살펴보면 특정 방향의 정합에서 정확하지 않은 결과를 보이는 부분이 다른 방향의 정합에서는 정확한 결과를 구할 수 있음을 알 수 있다. 이는 물체의 경계선과 정합선의 방향이 일치하거나 비슷한 경우에는 경계를 따라서 정확한 결과를 구해지지만 정합방향과 물체의 경계가 수직이거나 방향이 크게 다른 경우에는 정합선을 따라서 오류가 발생하기 때문이다. 중앙의 영상은 8방향의 정합선 최적화 방법을 이용하여 획득한 시차영상의 평균 영상이다. 일부 영상의 공백 때문에 오류가 발생하지만 그렇지 않은 부분에서는 정답영상과 비슷한 형태를 보인다.

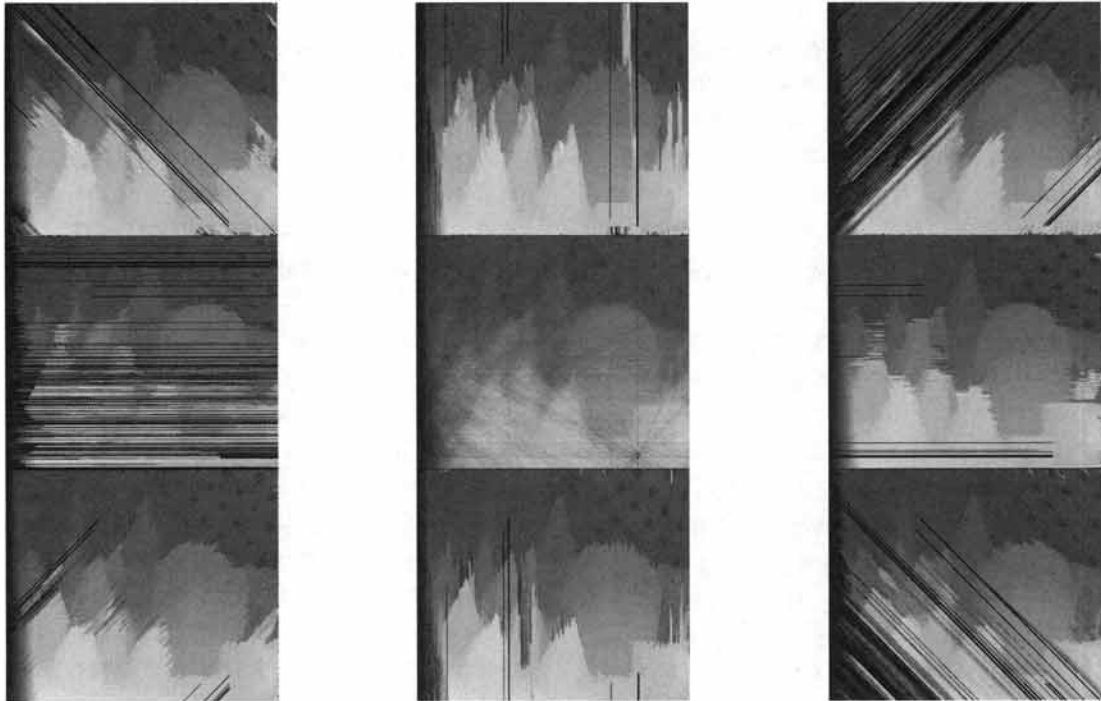
(그림 3)은 16방향의 정합선 최적화를 시행한 후 획득한 결과를 정답 시차 영상(ground truth)과 비교한 결과를 나타낸 영상이다. 첫 번째 영상은 각 방향별로 정답 시차 영상과 비교하였을 때 그 차이가 1 이내인 점들의 분포이다. 밝을수록 차이가 1이 넘는 방향의 수가 많은 것을 나타내고, 어두울수록 그 반대이다. 두 번째 영상은 차이가 1 이내인 방향의 수가 8방향 이상인 부분은 검은색 그 반대의 경우는 흰색이다. 세 번째 영상은 차이가 1이내인 방향의 수가 하나라도 있는 점은 검은색이고 그 반대는 흰색이다. 본 논문에서는 이 결과로부터 다중 방향으로 정합선 최적화 방법을 시행한 결과들에서 적절한 방법을 이용한다면, 옳은 결과를 찾을 수 있다는 것을 알 수 있다.

### 2.2 다중방향성 정합선 최적화

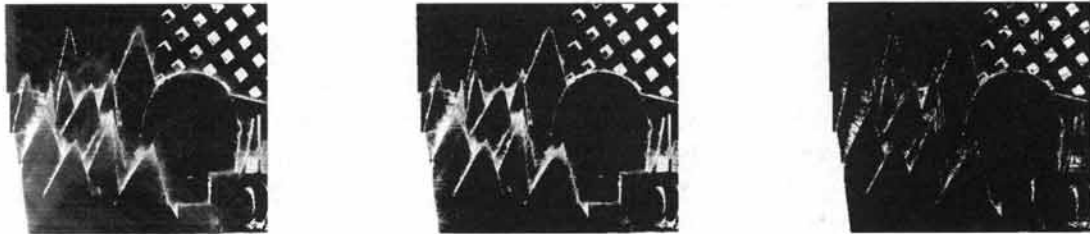
본 논문이 제안하는 방법의 첫 번째 단계에서는 신뢰영역



(그림 1) Cones의 좌, 우 영상과 기존의 정합선 최적화 방법의 결과



(그림 2) Cones 영상의 다중방향 시차값의 평균



(그림 3) Cones 영상의 각 방향들의 결과와 정답영상의 비교

을 추정한다. 신뢰영역을 추정하기 위해서 우선 8방향 또는 16방향의 정합선 최적화 방법을 이용하여 정합 방향수의 시차 영상을 획득한다. 여러 장의 시차 영상으로부터 신뢰도가 높은 시차값을 바탕으로 신뢰영역을 정하고, 신뢰도가 낮은 부분은 공백으로 남겨둔다. 남은 부분의 시차 영상은 이전 시행의 결과인 신뢰영역을 출발점으로 하여 다방향성 정합선 최적화 방법과 신뢰영역 추정을 반복하여 채운다.

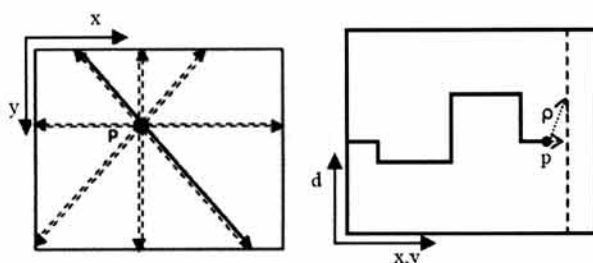
다방향성 정합선 최적화 방법에서는 정합 방향이 8방향 또는 16방향을 사용한다. (그림 4)의 좌측은 8방향인 경우에 대해서 점  $p$ 를 기준으로 한 정합 방향들이다. 우측은 좌상에서 우하로 진행하는 정합방향에 대해 정합선을 따라 에너지

가 누적되는 과정을 나타낸 것이다. 점  $p$ 에서 정합선을 따라 다음 점의 시차값을 결정 할 때에 이전 시차값과 차이가 클수록 큰 벌점( $\rho$ )을 줌으로서 시차값이 크게 변하는 것을 막아준다.

식 1은 정합선을 따라 에너지를 누적하는 과정을 나타낸 것이다.  $E(p)$ 는 점  $p$ 에서의 에너지를 말한다.  $C(p,d)$ 는 점  $p$ 에서 시차값이  $d$ 일 때에 정합차를 말한다. 정합차이란 기준 영상의 점  $p$ 에서  $d$ 만큼 떨어진 대응 영상의 점 사이의 밝기값의 정규화(normalized cross correlation)을 말한다. 이는 영상의 모든 점  $p$ 에 대해 시차값 범위내의 모든  $d$ 에 대해서  $C(p,d)$ 를 계산하기 때문에 전처리 과정에서 미리 계산한다.  $E(p)$ 는  $p-1$  위치의 에너지에  $p$ 점의 시차값  $d$ 일 때의 정합차를 더하고 벌점으로  $\rho(d_{(p,p-1)})$ 을 더한다.

$$E(p) = E(p-1) + C(p,d) + \rho(d_{(p,p-1)}) \quad (1)$$

이 때,  $\rho(d_{(p,p-1)})$ 는  $p$ 와  $p-1$ 의 시차값 차이에 따른 벌점이다.  $\rho$ 는 시차값의 심한 변화를 막기 위해서 더해지는데, 그 차이가 클수록 더욱 큰 값을 가진다. 식 2에서는 시차값의 차이가 0, 1과 3사이, 3 이상이 경우로 나누어서 벌점을 결정하였다.



(그림 4) 다중정합방향과 에너지 누적과정

$$\rho = \begin{cases} \rho = \rho_1 (1 \leq d_{(p,p-1)} < 3) \\ \rho = \rho_2 (d_{(p,p-1)} \geq 3) \\ \rho = 0 (d_{(p,p-1)} = 0) \end{cases} \quad (2)$$

여러 방향의 정합선을 따라서 에너지를 누적하여 가장 누적된 에너지가 작은 경로를 따라가면서 시차값을 결정한다. 각 정합 방향의 결과는 (그림 2)의 결과처럼 정합선을 따라 오류가 발생하는 문제가 있다.

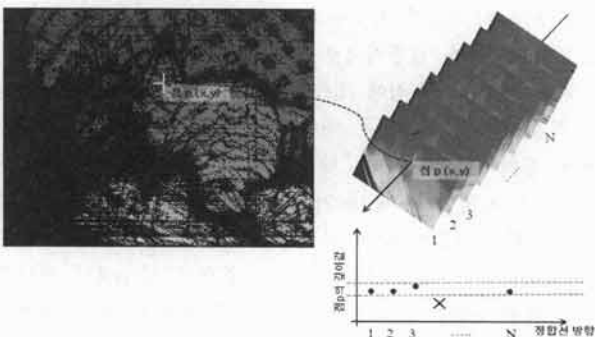
### 2.3 신뢰영역 추정과 확산

정합선 최적화 방법을 이용하여 각 정합 방향별로 시차 영상을 획득한다. 획득된 여러 장의 시차 영상들로부터 신뢰영역을 결정한다. (그림 5)는 여러 장의 정합선 최적화 결과들로부터 신뢰영역을 결정하는 과정을 보여준다. 점  $p(x,y)$  에서의 시차 값이 여러 방향의 시차 영상에서 유사한 값을 가진다면 그 점의 시차값은 외치값(outlier)를 제외한 값들의 평균으로 결정한다. (그림 5)의 우하의 점들의 분포는 N방향의 정합선 최적화 방법의 결과들의 점  $p(x,y)$ 의 결과들 중 일정범위 안에 있는 점들을 검은점으로, 밖에 있는 점은 'X'로 표시하였다. 이 때 N에 대한 검은 점의 비율이 일정 수준이 넘으면 신뢰영역으로 하여 시차값을 결정하고 아니면 공백으로 남겨둔다.

식 3은 점  $p$ 의 시차값을 결정한다.  $S_i$ 는  $i$ 번째 영상의 시차값과  $j$ 번째 영상의 시차값이 *Difference Threshold*보다 작은 시차값들의 집합이다.  $D_p$ 는 점  $p$ 에서  $S_i$ 값의 개수와  $N$ 의 비율이 *ConsistencyRatio*보다 크면  $S_i$ 값들의 평균을 점  $p$ 의 시차값으로 결정한다.

$$D_p = \left\{ \begin{aligned} & Ave(S_i) \Big| \frac{N(S_i)}{M} > ConsistencyRatio \\ & S_i = \{d_j \mid |d_i - d_j| \leq DifferenceThreshold \} \end{aligned} \right. \quad (3)$$

정합선 최적화 방법을 통해 획득된 여러 장의 시차 영상들로부터 유사도 검사를 통하여 신뢰영역을 추출한다. 반면 신뢰영역으로 결정되지 못한 부분은 공백으로 남는다. 남아있는 공백 부분은 반복적인 다방향 정합선 최적화 방법을 통해서 채운다. 신뢰영역이 있는 경우에는 다방향 정합선 최적화 방법을 시행할 때 기존의 신뢰영역의 시차값을

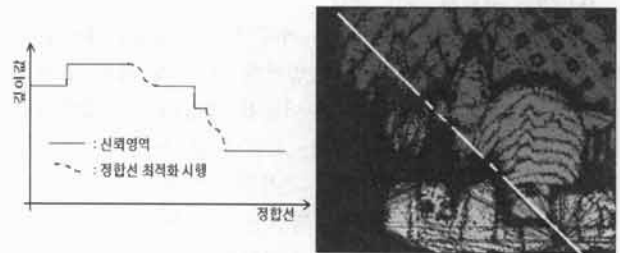


(그림 5) 일관성 검사와 신뢰영역 결정

이용한다. 정합선을 따라 정합을 진행하면서 신뢰영역이 끝나는 부분에서 정합선 최적화를 시행하고 신뢰영역이 시작되는 부분에 신뢰영역으로 만난다. 이렇게 경로를 설정하기 위해서는 에너지를 누적할 때 신뢰영역의 이미 결정된 시차값에는 별점을 누적하지 않고 그 외의 시차값에는 큰 별점을 누적하면 된다. 이렇게 기존에 결정된 신뢰영역을 기반으로 정합선 최적화를 시행하면 최초 시행 때 보다 좀 더 정확한 시차값을 얻을 수 있다. 여러 방향의 시차값을 가지고 공백에 대해 유사도 검사를 실시하여 시차 영상을 얻는다. 이와 같은 과정을 반복하여 신뢰영역을 추출한다.

(그림 6)의 좌의 가로축은 정합선상의 위치이고, 세로축은 각점의 시차값이다. 실선은 이전 반복에서 미리 추출한 신뢰영역의 시차값이고, 점선은 정합선 최적화 시행을 통해 이번 반복에서 구할 시차값이다. (그림 6)의 오른쪽은 정합 방향이 좌상에서 우하일 때 이미 구해진 신뢰영역과 정합선 최적화에서 구할 신뢰영역을 나타낸 것이다.

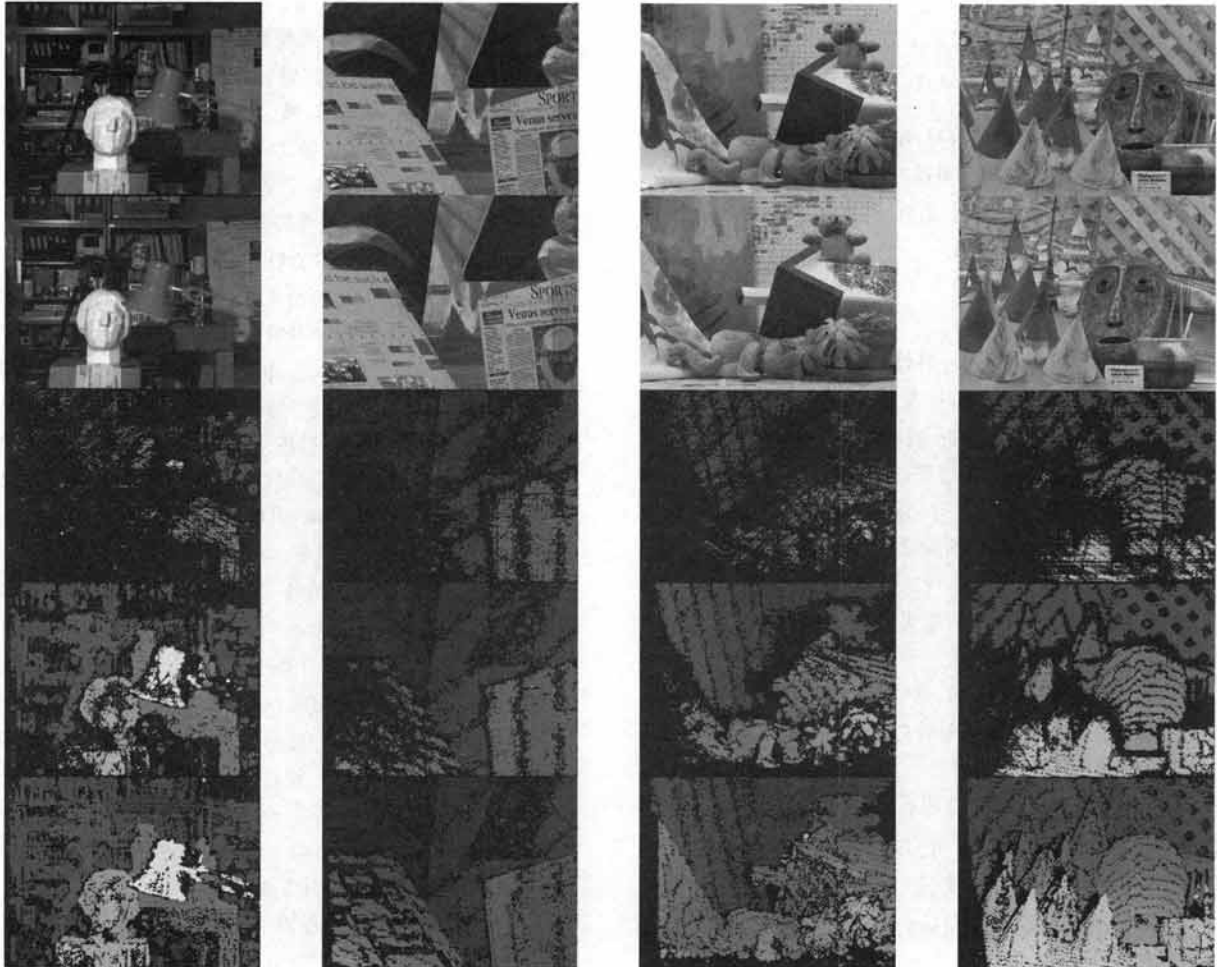
반복적인 정합선 최적화와 유사도 검사를 통해서 신뢰영역을 확장하여 나가면, 어느 시점에서부터는 신뢰영역이 거의 확산되지 않는다. 그 시점은 식 3의 *ConsistencyRatio*와 *Difference Threshold*에 따라서 달라진다. 본 연구에서는 *ConsistencyRatio*를 0.8로 *Difference Threshold*를 1로 정하여 실험을 수행한 결과 10회 이후에는 거의 확산이 발생하지 않았다. (그림 7)은 실험 영상들과 각 영상의 반복 횟수 별 결과이다. 최초 1회 때에는 많은 공백이 있지만, 5회, 10회 결과를 보면 신뢰영역이 확장됨을 알 수 있다. 그러나 Teddy 영상의 하단부와 같이 시차값의 변화가 큰 부분은 공백으로 남아있다. (그림 7)의 10회 수행 결과를 보면 60~70%정도가 신뢰영역으로 결정되고 나머지는 공백으로 남는다. 공백을 제외한 신뢰영역내의 오류는 영상마다 다르지만 약 0.5~2% 정도이다. 일단 결정된 영역은 오차율이 낮기 때문에 이를 이용하면 좋은 결과를 기대할 수 있다.



(그림 6) 기존의 신뢰영역을 이용한 정합선 최적화와 경로

### 3. 신뢰영역 확산과 공백 채우기

신뢰영역이 결정되면 다음 단계로 신뢰영역을 확산하여 공백을 채운다. 이는 기존의 신뢰확산(Belief Propagation) 방법과 유사하다. 그러나 본 논문이 제안하는 방법은 일반적인 신뢰확산 방법과 같이 각 점 사이의 확률적인 상호관계를 계산하지 않고, 기존의 신뢰영역의 시차 값만을 이용하고 각 시차값에 대한 점수를 기반으로 하여 신뢰영역을



(그림 7) 다중방향성 정합선 최적화로 추출된 신뢰 영역의 시차값. 검은 부분은 공백 좌로부터 Tsukuba, Venus, Cones, Teddy, 위로부터 좌영상,우영상, 1회, 5회, 10회 반복

확산하는 방법을 사용한다.

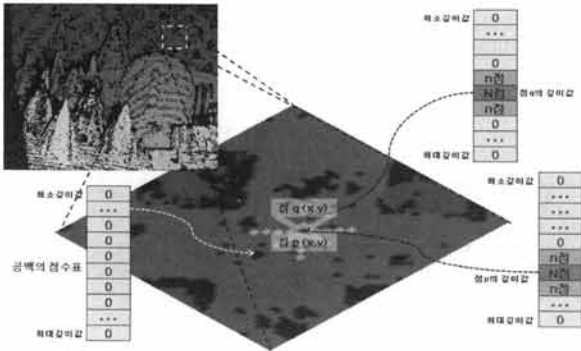
### 3.1 시차 영상의 공백 복원

본 논문에서는 공백복원을 위해서 점수(score)개념을 이용한다. 일반적인 신뢰확산의 방법의 경우 각 점의 모든 시차값에 대해서 각각의 확률과 이웃한 점들의 상호적인 관계를 이용하는 방법을 사용한다. 그러나 본 논문에서는 기존의 신뢰영역을 직접 이용하고 간편한 확산을 구현하기 위해서 점수개념을 이용한다. 이 방법을 구현하기 위해서는 다음과 같은 가정을 둔다. 우선 신뢰영역이 영상에 골고루 분포해 있어야 한다. 일부분에만 국한된 신뢰영역은 확산을 할 때에는 신뢰영역으로부터 멀리 있는 부분은 오류가 발생할 확률이 높다. 또한 신뢰영역에서 추출한 시차값들은 가능한 범위전체에 걸쳐서 골고루 분포하여야 한다. 만약 신뢰영역의 시차값들이 특정값에 치우쳐 있다면, 이후에 공백복원을 통해 채워지는 영역은 특정값만을 시차값으로 가질 수가 있기 때문이다. 본 논문이 앞선 과정에서 추출한 신뢰영역의 시차값들은 위와 같은 가정들을 만족하기 때문에 점수를 이용한 공백복원을 사용할 수가 있다.

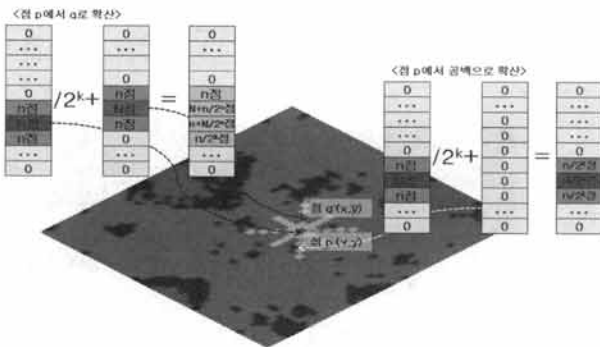
공백복원을 위해서는 최초에 점수표를 생성한다. (그림 8)

은 신뢰영역에서 초기점수표를 생성하고 점수를 부여하는 과정이다. 좌측 상단의 시차 영상은 다방향성 정합선 최적화 과정과 유사도 검사를 이용하여 반복적으로 신뢰영역 확장을 통해 생성되어진 신뢰도가 높은 시차 영상이다. 여기서 검은 색 공백은 신뢰도가 낮아서 시차값을 결정하지 못한 부분이다. 점수 부여를 위해서 영상의 모든 점마다 시차값이 가질 수 있는 범위와 동일한 크기의 점수배열을 생성한다. 시차값이 결정된 신뢰영역에서는 배열 중 해당 시차값의 위치에  $N$  점을 저장하고 시차값 전후 위치에는 그보다 작은  $n$  값을 저장한다. 그 외의 위치에는 0을 저장한다. 시차값이 결정되지 못한 공백에는 배열 전체에 0을 저장한다.  $N$ 은 어떤 상수값도 가능하며  $n$ 은 일반적으로  $N$ 의  $1/2$ 로 사용하였다.

최초 영상의 각 점에 점수를 부여한 후에 공백복원 기술을 적용한다. 공백복원을 위해서는 점수의 확산과 재계산을 한다. 공백복원의 방향은 확산을 시키려는 점을 기준으로 8 방향으로 시행한다. 확산 거리는 기준점으로부터 5~10 픽셀로 정한다. (그림 9)는 신뢰점수 확산을 통한 공백복원을 나타낸다. 우선 이미 신뢰영역으로 결정된 점  $p$ 에서 확산을 하는 경우,  $k$ 만큼 떨어진 점  $q$ 의 점수 배열은 해당 배열의 값들에 확산 시키려는 점의 점수 배열의 값들에  $2^{-k}$ 를 곱한



(그림 8) 신뢰영역의 점수부여



(그림 9) 신뢰점수 확산을 통한 공백 복원

값들을 더한다. 이는 확산시키는 점부터 먼 점일수록 영향을 적게 주기위해서다.  $2^{-k}$  에서 2인 이유는 주변의 점이 최소 3개가 다른 값을 가져야만 중심의 점의 시차값을 바꿀 수 있게 하기 위해서이다. 공백으로부터 확산은 모든 값들이 0이기 때문에 의미가 없다. 확산은 8방향으로 진행되는데 확산이 진행되는 도중 색상구분(color segmentation) 경계를 만나게 되는 경우는 해당 방향의 확산은 중단한다. 한 번의 점수확산을 통해서 점수표가 재구성성이 되고 나면, 이와 같은 과정을 몇 번 반복을 한다. 각 점의 점수표를 비교하여 가장 높은 점수를 가지는 점을 해당 점의 시차값으로 결정한다.

3.2 공백복원 이후에 남은 공백 채우기

여러 차례의 점수표 재구성성을 통해서 공백복원 과정을 거치고 나면 남은 부분의 공백이 채워진다. 그러나 계속해서 같은 과정을 반복하더라도 시차값이 채워질 수가 없는 부분이 있다. 예를 들면 색상구분을 한 영역 내부에 아무점도 최초 신뢰영역이 없다면 내부에서 점수 확산이 이뤄지지 않고, 외부에서도 점수가 확산되어 들어오지 않는다. 공백복원

을 이용해서도 시차값을 구할 수 없는 경우에는 주변 점들의 시차값을 이용하여 결정한다. 주변의 점에서 시차값들을 이용하여 현재 점에서의 정합 오차를 비교한다. 여기서 그 오차가 가장 적은 시차값을 현재 점의 시차값으로 결정한다.

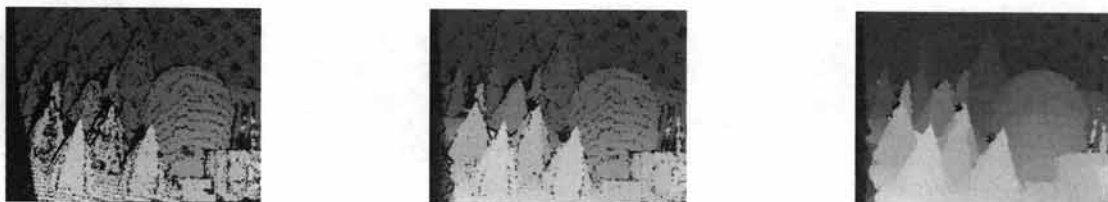
(그림 10)은 Cones 영상에 대해 제안하는 방법의 각 단계별 결과를 보여준다. 가장 좌측은 다중방향성 정합을 이용하여 획득된 결과이다. 시차값들의 분포가 큰 경계영역과 폐색구간에서는 신뢰 영역이 결정되지 않은 것을 알 수 있다. 중앙의 영상은 공백복원을 통해서 시차의 공백을 채운 결과이다. 그러나 색상구분에 의해 제한된 공백은 여전히 공백으로 남아있다. 마지막 주변 점들의 정보를 이용한 공백 복원의 결과는 거의 모든 부분에서 시차값이 구해짐을 알 수 있다.

4. 실험결과와 오차분석

본 논문에서는 미들버리(Middlebury) 홈페이지[12]에서 순위를 매기는데 사용되는 영상들(Cones, Teddy, Venus)과 Tsukuba 영상, CMU의 스테레오 영상, 그리고 위도형 영상으로 실험을 진행하였다. 사용된 컴퓨터의 사양은 Intel Core2 Duo E8400 @ 3.00Ghz 이다. 다중방향성 정합선 최적화의 방향은 8방향으로 고정하였다. 유사도 검사에서는 *Difference Threshold*의 값은 1로, *Consistency Ratio*는 0.8로 하였다. 다중방향성 정합과 유사도 검사의 반복횟수는 10회이다. 공백복원과정에서 확산 방향은 8방향이고, 점수 확산 거리는 7이다. 실험에서 공백복원은 5회 반복하였다.

(그림 11)의 좌측은 Tsukuba, 우측은 Venus 영상으로 실험한 결과이다. 위로부터 아래로 원영상, 정답영상(ground truth), 신뢰 확산(belief propagation)방법의 결과, 정합선 최적화(scan-line optimization)방법의 결과, 제안하는 방법의 결과와 정답영상과 제안하는 방법의 차이이다. 차이 영상은 정답영상과 측정된 시차값 영상을 비교하여 시차값이 같을 경우에는 128의 밝기값을 가지고 시차값이 높은 경우와 낮은 경우에는 그 차이에 비례하여 128보다 밝거나 어둡게 나타낸다.

Tsukuba 영상의 경우 정합선 최적화 방법은 정합선을 따라 오류가 발생한다. 제안하는 방법은 신뢰확산방법과 비슷한 결과를 보인다. Venus 영상에서 정합선 최적화 방법은 역시 정합선을 따라 오류가 발생한다. 신뢰확산방법은 일부분에서 오류가 발생하였다. 제안하는 방법은 거의 정확한 결과를 보인다. (그림 12)의 좌측은 Teddy, 우측은 Cones로 실험한 결과이다. 제안하는 방법이 비교하는 다른 방법들에



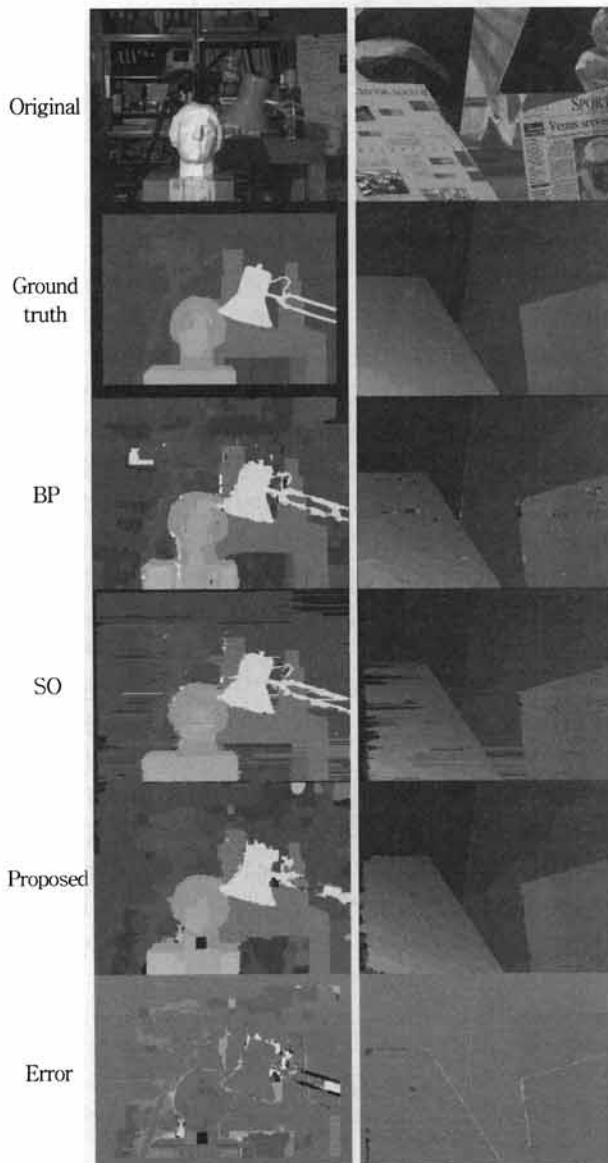
(그림 10) Cones 영상의 공백복원 단계별 결과. 좌로부터, 다중방향성 정합선 최적화 결과, 공백복원을 통해 공백 채운 결과, 주변 점들의 정보를 이용한 공백 채운 결과

비교해서 상대적으로 정확한 결과를 보인다. 반면 Teddy 영상의 아래쪽의 시차값이 급하게 바뀌는 부분과 Cones의 가는 물체에 대해서는 정확하지 않은 결과를 보인다.

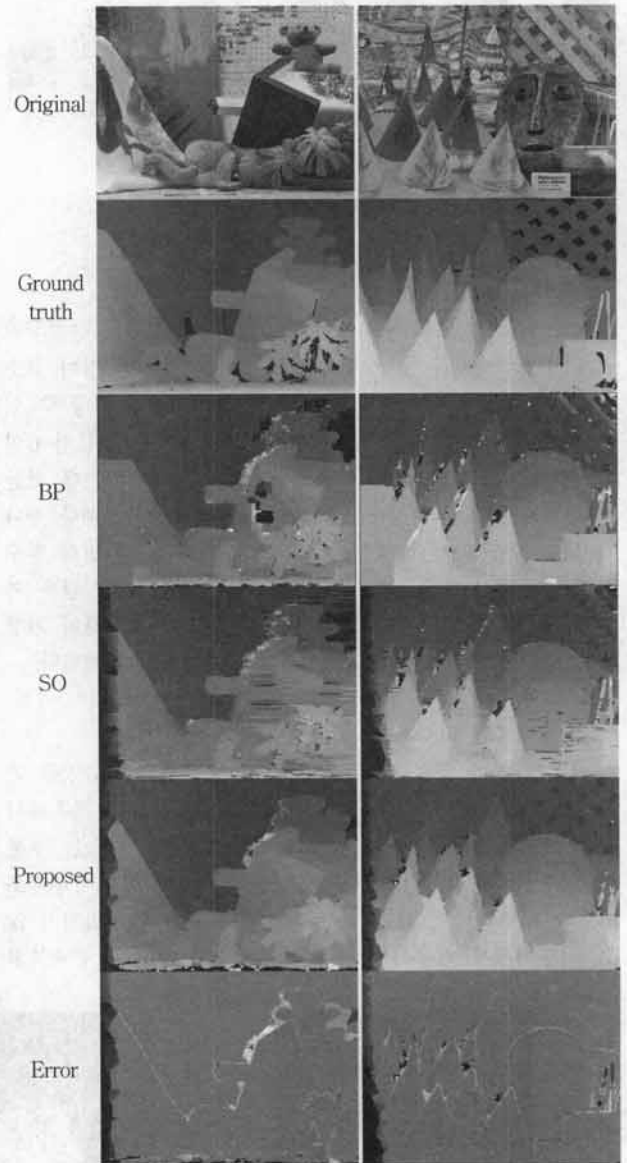
제안하는 방법에서 다중방향성 정합선 최적화 단계에서는 1%전후의 오류를 보이면서 매우 정확한 결과를 가진다. 그러나 공백복원 과정에서 오류가 증가하여 최종적으로 (그림 11)과 (그림 12)의 결과를 보인다. 반면 Venus의 경우는 공백복원과정에서 오류가 감소하였다. <표 1>에서는 제안하는 방법과 기존의 방법들을 성능을 비교하였다. 다중방향성의 특징으로 인해서 정합선최적화 방법과 다이내믹 프로그래밍 보다는 좋은 결과를 보인다. 다른 다중 방향성 방법과 비교하여도 Venus의 경우 나은 결과를 보인다. 전체적으로 기존의 고전적 방법들보다 보다 높은 정확도를 보이고, 비교적 최신 방법인 신뢰확산 방법이나 SGM과 비교 하면, 비슷하

<표 1> 제안하는 방법의 오류측정과 결과비교 (%)

Algorithm	Venus	Teddy	Cones	Tsukuba
AdaptingBP [10]	0.10	4.22	2.48	1.11
SubPixDoubleBP [21]	0.12	3.45	2.93	1.24
SymBP+occ [17]	0.16	6.47	4.79	0.97
C-SemiGlob [7]	0.25	5.14	2.77	2.61
EnhancedBP [12]	0.35	8.11	5.09	0.94
SemiGlob[6]	1.00	6.02	3.06	3.26
<b>Proposed Alg.</b>	<b>0.65</b>	<b>8.84</b>	<b>4.45</b>	<b>4.06</b>
TensorVoting[12]	1.23	9.76	4.38	3.79
ReliabilityDP[4]	2.35	9.82	12.9	1.36
GraphCut[16]	1.79	16.5	7.70	1.94
LoopyBP[3]	2.14	14.8	9.85	3.25
DynamicPogramming[16]	10.1	14.0	10.5	4.12
SSD+MF[16]	3.74	16.5	10.6	5.23
ScanlineOpimization[16]	9.44	19.9	13.0	5.08



(그림 11) Tsukuba 와 Venus의 다른 방법들과 결과 비교. 위로부터 원영상, 정답 시차영상, 신뢰 확산, 정합선 최적화, 제안 방법의 결과, 제안 방법의 오류영상



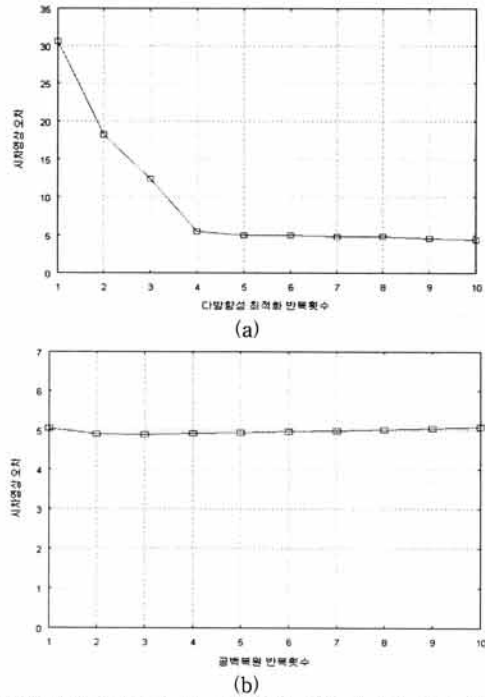
(그림 12) Teddy 와 Cones의 다른 방법들과 결과 비교. 위로부터 원영상, 정답 시차영상, 신뢰 확산, 정합선 최적화, 제안 방법의 결과, 제안 방법의 오류영상



거나 일부는 보다 높은 정확도를 보인다.

(그림 13)에서는 CMU의 스테레오 테스트 영상 중에서 2개의 영상에 대한 결과와 위모형 영상의 결과를 보여주고 있다. 비교 실험은 신뢰확산과 정합선 최적화 방법을 사용하였다. 세 가지 실험 영상 모두에 대하여 제안 방법이 더 나은 성능을 보임을 알 수 있었다. 위성영상이나 위모형 영상의 경우 영상의 특징이 많지 않은데 신뢰확산의 경우 좋지 않은 성능을 보이고 있다. 정합성 최적화 방법의 결과는 스캔 라인을 따라서 방향성 잡음이 발생함을 알 수 있다.

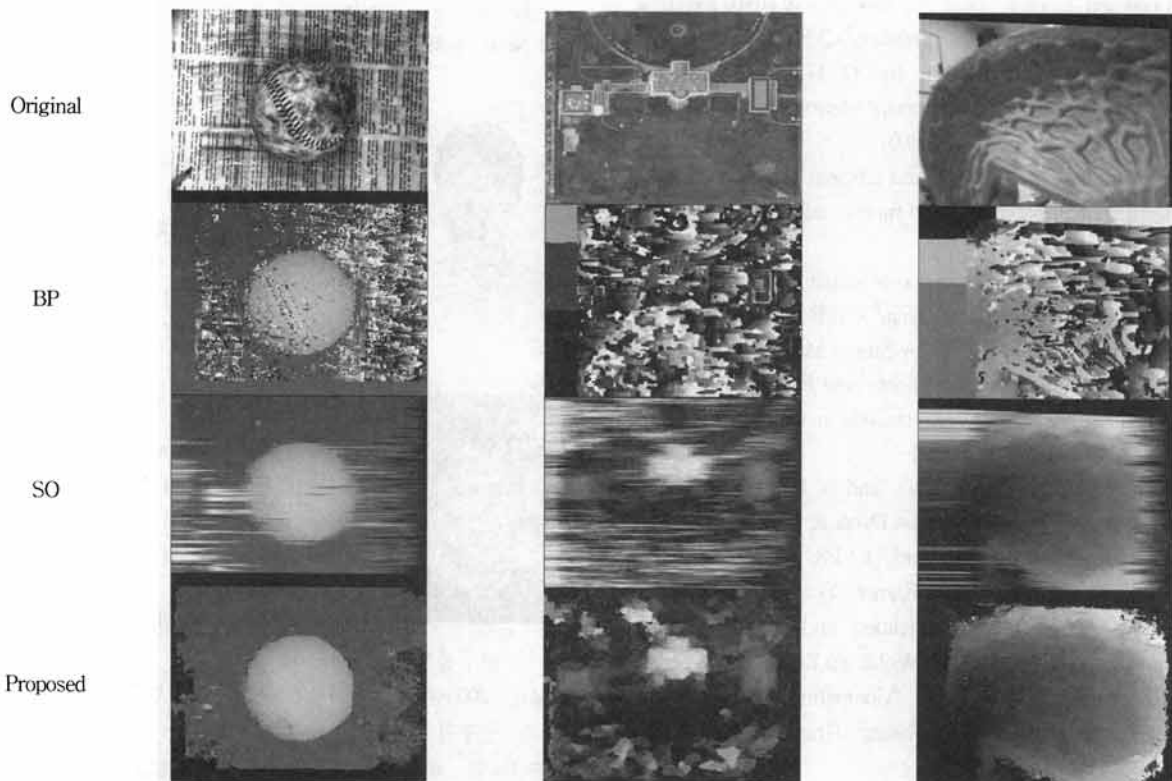
(그림 14)에서는 제안한 방법에서 다중 방향성 최적화의 반복 횟수와 공백채우기의 반복 횟수를 변경하였을 때 오차를 보여준다. 실험 영상은 미들버리의 Venus영상을 사용하였고 정답 영상과 결과영상의 차이를 오차로 계산하였다. (그림 14)(a)에서는 공백 복원의 횟수를 5회로 고정하고 다중 방향성 최적화의 횟수를 변경하였을 때의 결과이다. 다중 방향성 최적화의 횟수가 작을 때는 매우 넓은 공백이 발생하기 때문에 공백복원이후의 결과도 좋지 않음을 알 수 있다. 다중 방향성 최적화의 횟수가 늘어날수록 오차도 줄어들며 5회 이상일 때는 거의 변화가 없음을 알 수 있다. 반면 공백복원의 횟수를 변경하였을 때는 결과가 다른 모습을 알 수 있다. 이 경우 다중 방향성 최적화의 횟수가 5회로 고정하였고 이미 영상의 많은 영역의 시차가 계산되었기 때문에 공백복원의 횟수가 최종 결과에 크게 영향을 주지 않음을 알 수 있다. 공백 복원의 경우 신뢰도 점수의 확산을 기반으로 가장 높은 점수에 해당하는 시차를 강제적으로 결정하기 때문에 1회의 시행만으로도 많은 공백이 복원됨을 알 수 있다.



(그림 14) 다방향최적화 및 공백복원 반복횟수에 따른 시차오차 (a) 공백복원 횟수가 5회일때 다방향최적화 반복횟수의 변화 (b) 다방향최적화 반복횟수가 5회일때 공백복원 횟수의 변화

### 5. 결 론

본 논문에서는 다중 방향성 스테레오 정합 방법을 제안하



(그림 13) CMU스테레오영상 및 위장영상 실험. 위로부터 원영상, 신뢰확산, 정합선 최적화, 제안하는 방법의 결과

였다. 제안하는 방법은 기존의 전역기반 스테레오 정합 기술을 다중 방향성 스테레오 정합으로 확장하고 이때 발생하는 공백복원의 문제를 해결하였다. 주어진 스테레오 영상에 대하여 우선 다중 방향으로 정합선 최적화를 시행한 후 유사도 검사를 이용하여 신뢰영역을 추출하였다. 신뢰영역을 바탕으로 하여 다방향 최적화와 유사도 검사를 다시 시행하였다. 이와 같은 과정을 반복하여 시차의 신뢰도가 높은 영역을 획득한다. 다음으로 신뢰도 영역에서 남아 있는 공백을 복원하는 과정을 거친다. 신뢰영역의 신뢰도 정보를 바탕으로 점수(score)를 부여한 후 이 점수들을 확산시킨다. 확산 과정을 반복하고 남은 영역의 시차값은 주변의 시차값들을 이용하여 결정한다. 제안하는 방법을 미들버리 스테레오 영상에 적용하여 오차를 분석하였고 다른 스테레오 기술과 비교 실험을 진행하였다. CMU 스테레오 영상과 위도형 영상 등 화질이 좋지 않는 실영상의 결과에서도 기존의 전역적인 방법에 비하여 나은 결과를 얻을 수 있었다.

**참 고 문 헌**

[1] S. Birchfield and C. Tomasi, "Depth Discontinuities by Pixel-to-pixel Stereo," ICCV, pp. 1073-1080, 1998.  
 [2] Y. Deng and X. Lin, "A Fast Line Segment Based Dense Stereo Algorithm Using Tree Dynamic Programming," ECCV, Vol.3, pp.201-212, 2006.  
 [3] F. Felzenszwalb and P. Huttenlocher, "Efficient Belief Propagation for Early Vision," Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.1, pp.261-268, 2004.  
 [4] M. Gong and Y. Yang, "Near real-time reliable stereo matching using programmable graphics hardware," CVPR pp.924-931, 2005.  
 [5] M. Heinrichs, V. Rodehorst, and O. Hellwich, "Efficient Semi-Global Matching for Trinocular Stereo," Photogrammetric Image Analysis, pp.185-190, 2007.  
 [6] H. Hirschmüller, "Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information," CVPR, pp.807-814, 2005.  
 [7] H. Hirschmüller, "Stereo vision in structured environments by consistent semi-global matching," CVPR pp.2386-2393, 2006.  
 [8] T. Kanade and M. Okutomi, "A Stereo Matching Algorithm with an Adaptive Window: Theory and Experiment," IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence Vol.16, No.9, pp.920-932, 1994.  
 [9] C. Kim, K. M. Lee, B. T. Choi, and S. U. Lee, "A Dense Stereo Matching Using Two-pass Dynamic Programming with Generalized Ground Control Points," CVPR, pp.1075-1082, 2005.  
 [10] A. Klaus, M. Sormann and K. Kamer, "Segment-based stereo matching using belief propagation and a self-adapting dissimilarity measure," ICPR Vol.3, pp.15-18, 2006.  
 [11] V. Kolmogorov and R. Zabih, "Computing Visual Correspondence with Occlusions Using Graph Cuts," ICCV, pp.508-515, 2001.  
 [12] S. Larsen, P. Mordohai, M. Pollefeys, and H. Fuchs,

"Temporally consistent re-construction from multiple video streams using enhanced belief propagation," ICCV, pp.1-8, 2007.  
 [13] S. Mattoccia, F. Tombari, and L. Di Stefano, "Stereo vision enabling precise border localization within a scanline optimization framework," ACCV, pp.517-527, 2007.  
 [14] <http://vision.middlebury.edu/stereo>. Middlebury Stereo Evaluation  
 [15] P. Mordohai and G. Medioni, "Stereo using monocular cues within the tensor voting framework," PAMI Vol.28, No.6, pp.968-982, 2006.  
 [16] D. Scharstein and R. Szeliski, "A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms," IJCV, Vol.47, pp.7-42, 2002.  
 [17] J. Sun, Y. Li, S.B. Kang, and H.-Y. Shum, "Symmetric stereo matching for occlusion handling," CVPR Vol.2, pp.399-406, 2005.  
 [18] M. C. Sung, S. H. Lee, and N. I. Cho, "Stereo Matching Using Multi-directional Dynamic Programming and Edge Orientations," ICIP, pp.233-236, 2007.  
 [19] O. Veksler, "Stereo Correspondence by Dynamic Programming on a Tree," CVPR, pp.384-390, 2005.  
 [20] Q. Yang, L. Wang, R. Yang, H. Stewenius, and D. Nister, "Stereo Matching with Color-weighted Correlation, Hierarchical Belief Propagation and Occlusion Handling," CVPR, Vol.31, No.3, pp.492-504, 2006.  
 [21] Q. Yang, R. Yang, J. Davis, and D. Nist, "Spatial-depth super resolution for range images," CVPR pp.1-8, 2007.  
 [22] C. Ye, C. Moon, and J. Jeon, "방향성 특징벡터를 이용한 스테레오 정합 기법," 제어 자동화 시스템공학 논문지, 제13권 제1호, pp.52-57, 2007.  
 [23] L. Zitnick and S. B. Kang, "Stereo for Image-based Rendering Using Image Over-segmentation," IJCV, Vol.75, No.1, pp.49-65, 2007.

**백 승 해**



e-mail : eardrops@vision.knu.ac.kr  
 2004년 경북대학교 컴퓨터공학과(학사)  
 2009년 경북대학교 전자전기컴퓨터학부(석사)  
 2009년~현 재 경북대학교 컴퓨터 및 로  
 봇비전 연구실 보조연구원  
 관심분야 : 스테레오정합, 카메라보정, 3차원복원

**박 순 용**



e-mail : sypark@knu.ac.kr  
 1991년 경북대학교 전자공학과(학사).  
 1993년 경북대학교 전자공학과(석사)  
 2003년 미국 뉴욕주립대학교 스토니브룩  
 (박사)  
 1993년~1999년 한국원자력연구소 로봇기반

연구실 선임연구원  
 2004년~2005년 한국전자통신연구원 디지털콘텐츠연구단 선임  
 연구원  
 2005년~현 재 경북대학교 컴퓨터공학과 조교수  
 관심분야 : 3차원복원, 3차원정합, 로봇비전, 입체영상