

# 영역 분할 기반 스테레오 정합의 변위 보간에 관한 연구

곽 노 윤  
천안대학교 정보통신학부

## A Study on the Interpolation of Disparity in Segmentation-based Stereo Matching

No-Yoon Kwak  
Division of Information and Communication Engineering,  
Cheonan University

### 요 약

본 논문은 영역 분할에 기반한 스테레오 정합에 있어서, 분할영역 내부에 존재하는 단계적인 변위의 변화를 추정할 수 있는 스테레오 정합 알고리즘에 관한 것이다. 우선, 분할영역을 효과적으로 표현할 수 있는 복수의 샘플점들을 선정한 다음에 각 샘플점 주위에 인접한 영역 내부의 미소영역을 취하여 스테레오 정합을 수행한다. 이후, 획득된 각 샘플점들의 변위를 이용하여 평면의 방정식을 통해 내부 변위를 보간함으로써 연산 시간을 감축함과 동시에 영역 내부의 단계적인 변위의 변화를 추정할 수 있다. 제안된 방법에 따르면, 분할된 영역을 사용함으로써 분할영역 자체가 구속 조건이 되어 특정 기반 기법들의 단점인 변위 보간의 문제점을 해결할 수 있다. 특히, 복수의 샘플점들 간의 변위차를 이용함으로써 영상 평면에 대해 깊이 방향으로 기울어진 영역 평면에 대한 변위의 기울기를 보간할 수 있음에 기인하여 조밀한 변위 맵을 얻을 수 있었다.

### 1. 서론

컴퓨터 비전(computer vision)의 궁극적 목표는 인간 시각 체계의 기능을 컴퓨터로 구현하는 것이다. 다양한 컴퓨터 비전과 관련된 기술들 중에서도 입력된 영상 정보로부터 3차원 물체의 위치를 찾아내거나 인식하는 것은 매우 핵심적인 기본과제이다. 2차원 영상으로부터 3차원 정보를 추출하는 기술은 크게 한 장의 영상으로부터 깊이 정보를 추출하는 단안시법과 두 개 또는 그 이상의 카메라를 통해 얻은 영상에서 상호간의 정합점을 찾아내어 두 정합점들 간의 변이로부터 거리를 알아내는 복안시법이 있는데, 보통 후자를 스테레오 비전(stereo vision)이라고 한다. 인간의 시각 체계는 서로 다른 위치에서 획득된 두 영상을 적절히 정합하는 복안시법에 의해 거리 정보의 대부분을 획득하는 것으로 알려져 있다. 이에 기초한 스테레오 정합(stereo matching)은 인간 시각 체계의 복안시법적인 거리 추출 능력을 자동화하기 위한 컴퓨터 시각 기술이다. 특히, 스테레오 비전은 인간의 시각구조와 유사하게 자연 조명 상태 하에서 물체들이 놓여 있는 상태에서 영상을 취득하여, 취득된 좌우 영상으로부터 일치점의 변위를 구한 후, 삼각 측량(triangulation)을 이용하여 깊이 정보를 검출하는 방법으로 특별한 조명이나 주변조건을 제한하지 않는 수동적 방법이다.

스테레오 비전은 정합 요소에 따라 크게 특징 기반 방식(feature-based method)과 영역 기반 방식(area-based method)으로 나눌 수 있다[1][2] [3][4]. 특징 기반 방식은 영상으로부터 영 교차점, 경계선, 모서리, 마루, 골, 원추 곡선 등과 같은 특징(feature)들을 추출한 후, 이들을 정합하는 것이다. 이들은 정합점이 정확하고 잡음에 강한 특징을 가지나, 정합되는 점들이 적으므로 전체 영상의 변위값을 구하기 위해서는 폐색 모델링(occlusion modeling)과 변위 연속성(disparity continuity) 등을 포함하는 어려운 보간 과정을 필요로 하게 된다. 다시 말해서, 특징점에서는 비교적 정확한 거리 정보를 구할 수 있으나 전 영역에 대한 조밀한 거리 정보를 얻을 수 없다는 단점이 있다.

반면에, 영역 기반 방식은 작은 영상영역을 상관도에 따라 정합하는 것으로 조밀한 변이도를 구할 수 있지만 물체의 표면이 영상평면에 국부적으로 평활하다(smooth)[3][4]는 가정을 포함하고 있어 영상 평면에 대해 깊이 방향으로 기울어진 경사 표면에서 부정확한 결과를 얻게 된다. 그리고 작은 영상영역을 사용함으로써 정합의 모호성을 개선하기 어려운 문제가 있다.

본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 블록 기반 영상 분할 알고리즘[5][6]을 스테레오 정합에 도입하여 정합을 수행하고자 한다. 영역 분할 방식을

도입함으로써, 분할된 영역이 영역 내부 변위들의 구속 조건이 되어 특징 기반 방식의 문제점인 조밀한 거리 정보를 얻을 수 없다는 단점을 극복할 수 있고, 영역 내부의 샘플점의 변위차를 이용하여 내부 변위를 계산함으로써 영역 기반 방식의 문제점을 극복할 수 있다. 제안된 스테레오 정합 방법을 살펴보면, 먼저, 영상을 영역별로 분할한 후, 분할된 영역에서 샘플점을 추출하여 샘플점에서 정합을 실행하고, 정합하여 나온 샘플점의 변위(disparity)들을 이용하여 영역 내부의 변위를 계산함으로써 경사 표면의 내부 변위를 추정할 수 있다.

**2. 블록 기반 영상 분할**

제안된 스테레오 정합 알고리즘에서 사용한 영상 분할 기법은 국내 타 연구진에 의해 발표된 블록 기반 영상 분할 알고리즘[6]에 근거하여 그 처리 과정을 일부 변형함으로써 성능을 개선한 것이다.

**2.1 블록 분류**

우선, 그림 1(a)의 입력 영상을 그림 1(b)와 같이 겹치지 않는 블록으로 분할한 후, 각 블록 단위로 그림 2에 나타난 패턴들 중에서 가장 일치하는 패턴을 찾아 질감 블록(texture block), 단순 블록(monotone block), 에지 블록(edge block) 중 하나로 분류한다. 이때, 블록 크기는 4×4, 8×8 또는 16×16 등으로 선정할 수 있으나, 상대적으로 블록 크기가 크면, 정교한 분할을 방해할 뿐만 아니라 단순 블록과 질감 블록의 경계면 사이에 에지 블록이 포함되지 않을 경우에는 계단 형상의 분할 궤적을 발생시키는 문제가 있다. 또한, 너무 작은 블록 크기는 해당 블록의 패턴 유형을 정확하게 분리해내지 못하는 단점이 있다[7].

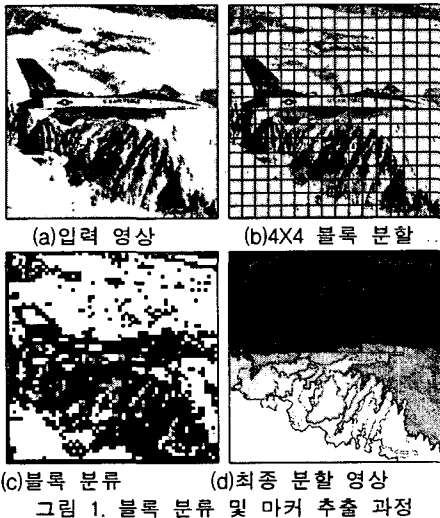


그림 1. 블록 분류 및 마커 추출 과정

그림 2에서  $i=0$  및  $i=1$ 은 각각 단순 블록 및 질감 블록을 나타내며,  $i=2,3,4,5$ 는 에지 블록을 나타낸다. 이때, 각 에지 블록은 각 방향마다 3개의 유형에 대해 유사도를 조사하게 되는 데, 이 중에서 유사도가 가장 큰 유형으로 해당 방향을 대표하는 패턴으로 결정한다. 분할된 블록의 패턴의 유사도를 탐색하기 위해 식(1)에

나타낸 바와 같은 log-likelihood를 이용한다.

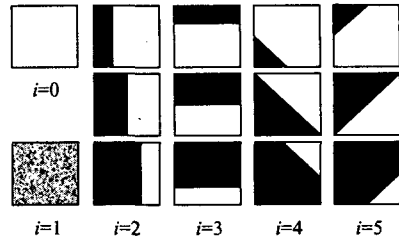


그림 2. 분류된 패턴 유형의 종류

여기서,  $P_k$ 는 블록 내 영역  $k$ 의 iid Gaussian 조인트 확률 분포를 나타낸 것이고,  $|R_k|$ 는 블록 내 영역  $k$ 의 총 화소수,  $\hat{r}_k$  및  $\hat{\sigma}_k^2$ 는 각각 블록 내 영역  $k$ 의 평균 밝기 및 분산값을 의미하는 것이다.

$$\ln(P_k) = -\frac{|R_k|}{2} \ln \hat{\sigma}_k^2 + const.$$

$$\hat{\sigma}_k^2 = \frac{1}{|R_k|} \sum_{(i,j) \in R_k} (x(i,j) - \hat{r}_k)^2$$

$$\hat{r}_k = \frac{1}{|R_k|} \sum_{(i,j) \in R_k} x(i,j)$$

그림 2에서 볼 수 있듯이, 단순 블록( $i=0$ )과 질감 블록( $i=1$ )은 블록 내에 하나의 영역만 존재하므로  $\ln(P_k)$ 는  $\ln(P_1)$ 이 된다. 그러나 나머지 블록들( $i=2,3,4,5$ )은 2개의 영역이 존재하므로  $\ln(P_k)$ 는  $\ln(P_1) + \ln(P_2)$ 가 된다. 5가지의 최대 log-likelihood 값 중에 가장 큰 값을 갖는 패턴이 주어진 블록의 데이터와 가장 일치하는 블록으로 간주한다. 그러나 최대 log-likelihood만으로 최적 패턴을 선택하면 편중된(biased) 결과를 얻을 수 있기 때문에 식(2)와 같이 수정된 AIC(Akaike's Information Criterion) 기준을 사용한다. 즉, 그림 2의 각각의 일련번호  $i=1,2,3,4,5$ 를 붙이면 주어진 블록 데이터에 대한 최적 패턴  $i^*$ 는 다음과 같다.

$$i^* = \arg \max_{i \in \{1, 2, 3, 4, 5\}} [\ln P_i(X) - M^c m(i)]$$

식(2)에서  $i=1$ 일 때는  $m(i)=2$ 이고, 다른 경우에는  $m(i)=4$ 가 되고, 여기서,  $M$ 은 블록에서의 총 화소수를 나타내고,  $c$ 는 실험적으로 결정하는 파라미터로 0.4~0.5의 값에서 좋은 결과를 얻을 수 있다.

한편, 그림 2의 첫 번째 패턴의 경우, 해당 블록의 분산값을 이용하여 단순 블록( $i=0$ )과 질감 블록( $i=1$ ) 중 어느 하나로 세분한다. 해당 블록의 분산값이 단순/질감 블록 분류용 임계치보다 작으면 단순 블록으로 분류되고, 그렇지 않으면 질감 블록으로 분류된다.

더불어, 본 논문에서는 각 블록이 그림 2의 패턴 유형 중 어떤 패턴으로 분류되었는가와 상관없이 해당 블록의 분산값이 기설정된 임계치(즉, 단순/질감 블록 분류용 임계치)보다 작으면, 모두 단순 블록( $i=0$ )으로 분류되도록 한다. 이것은 해당 블록이 에지 블록으로 분류되었을지라도 그 블록의 분산값이 임계치보다 작

으면 무조건 단순 블록( $i=0$ )으로 분류되도록 함으로써 미연에 불필요한 과분할의 발생원인을 제거하고자 한다.

이상에서 설명한 분류 규칙과 그림 2와 같이 에지 블록의 각 방향 패턴을 하나의 유형이 아닌 세 개의 유형 중 어느 하나로 택일되도록 한 것이, 기존의 블록 기반 영상 분할 알고리즘[6]과 본 논문에서 사용한 블록 기반 영상 분할 알고리즘 간의 상이한 부분이다.

분산값이 임계치보다 큰 나머지 패턴들은 순서대로 수평 에지 블록( $i=2$ ), 수직 에지 블록( $i=3$ ), 45° 대각선 에지 블록( $i=4$ ), 135° 대각선 에지 블록( $i=5$ )을 나타낸 것이다. 이러한 블록 분류 과정을 거치면 영상이 블록 단위로 나누어진 상태가 되고, 나누어진 블록들에 대해서 질감, 단순 또는 에지 블록들에 해당하는 레이블이 부여된다. 그림 1(c)는 블록이 분류된 결과를 나타낸 것이고, 그림 1(d)는 분류된 블록과 후술할 워터셰드 알고리즘에 의해 최종적으로 마커가 부여된 영상을 예시한 것이다.

## 2.2 블록 병합

블록 분류가 완료되면, 분류된 블록들 중에서 질감 블록 및 단순 블록들에 대해서만 인접한 블록들의 블록 내 평균 밝기를 조사하여 유사한 블록들을 병합하는 블록 병합 과정을 수행한다.

그림 3은 블록 단위 영역 병합의 과정을 나타낸 것이다. 여기서,  $B(i,j)$ 는 영상내  $(i,j)$ 번째 블록의 분류결과를 나타낸 것이다. 즉, 그림 2의 패턴들 중에서 단순 블록( $i=0$ ), 질감 블록( $i=1$ ) 또는 에지 블록들( $i=2,3,4,5$ ) 중 하나에 해당한다.

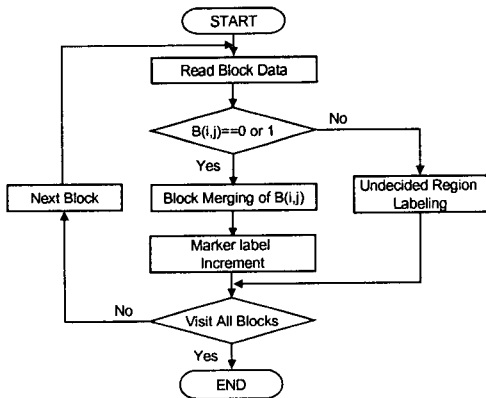


그림 3. 블록 단위 영역 병합의 흐름도

블록 단위 영역 병합의 흐름은 다음과 같다. 우선, 블록 단위로 데이터를 읽어 그 블록이 단순 블록( $B(i,j) = i=0$ ) 또는 질감 블록( $B(i,j) = i=1$ )인지를 판단한다. 만약 블록이 단순 블록과 질감 블록이 아닌 에지 블록들 중 하나일 경우에는 마커를 할당하지 않고 미결정 블록으로 남겨둔다. 이러한 미결정 블록은 후술할 워터셰드 알고리즘을 이용한 화소 단위 영역 성장단계에서 이웃영역들 중의 하나로 병합된다. 만약, 블록이 질감 블록 또는 단순 블록일 경우는 주위의 블록들과의 병합 기준을 검사하여 동일한 영역 안의 블록들로 판단될 경우 두 블록을 병합한다.

그림 4는 두 블록의 병합 과정을 자세히 나타낸 것이다. 분류된 블록 중에서 질감 및 단순 블록들에 대해서만 인접한 블록들의 블록 내 평균 밝기를 조사하여 유사한 블록들을 병합한다. 단순 블록 및 질감 블록은 각각 식(3)과 식(4)을 사용하여 블록들 간의 동질성을 판단한다.

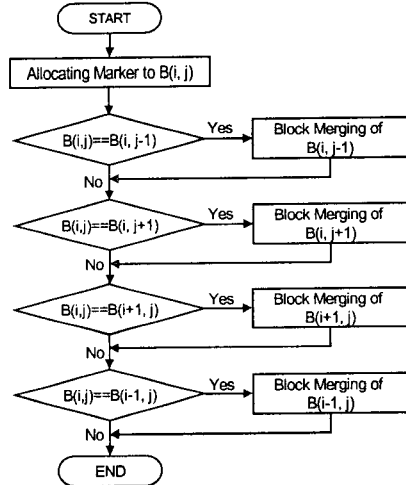


그림 4.  $B(i,j)$ 에 대한 블록 단위 병합 과정의 흐름도

$$\begin{aligned} & \text{If } (MB(i,j) - MB(m,n) < TH\_M) \\ & \text{Merge } MB(m,n) \text{ to } MB(i,j) \\ & \text{단, } (m,n) = (i,j-1), (i,j+1), (i-1,j), (i+1,j) \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} & \text{If } (TB(i,j) - TB(m,n) < TH\_T) \\ & \text{Merge } TB(m,n) \text{ to } TB(i,j) \\ & \text{단, } (m,n) = (i,j-1), (i,j+1), (i-1,j), (i+1,j) \end{aligned} \quad (4)$$

식(3)과 식(4)에서  $MB(i,j)$ 와  $TB(i,j)$ 는 각각 단순 블록과 질감 블록의 평균 밝기값을 나타낸 것이다.  $MB(m,n)$ 과  $TB(m,n)$ 은 이웃하는 블록들의 평균 밝기값을 나타낸다. 단순 블록 병합용 임계치( $TH\_M$ )에 비해 질감 블록 병합용 임계치( $TH\_T$ )를 더 큰 값으로 설정하는 것이 바람직하다.

결과적으로, 블록 병합 과정을 거친 영상은 단순 블록으로 이루어진 영역들과, 질감 블록으로 이루어진 영역들, 그리고 에지 블록들로 이루어진 미결정 영역들로 구분된다. 여기에서 병합된 질감 영역과 단순 영역을 마커로 사용한다.

## 2.3 마커 추출 및 윤곽선 결정

블록 병합 과정이 완료되면, 병합된 단순 블록들과 질감 블록들에게 동일한 영역 안의 블록들임을 나타내는 마커를 부여한다. 이때, 영상 부호화의 효율성을 높이기 위하여 일정수 미만의 블록으로 이루어진 영역에 대해서는 마커를 할당하지 않는다. 즉, 수학적 형태학에서 사용되었던 일정수 미만의 화소로 이루어진 영역들의 마커를 제거하듯이, 제안된 방법에서도 그와 같은 방법을 이용하는 것이다.

마지막으로, 이 미결정 블록들에 대해 화소단위의 워터셰드 알고리즘을 적용하면 자연스러운 윤곽선을 얻

을 수 있다. 즉, 이들 미결정 블록들은 화소 단위로 인접한 이웃 영역에 최종적으로 할당된다. 이때 사용되는 워터셰드 알고리즘은 수학적 형태학 알고리즘에서 사용되는 것과 동일한 것으로 인접 영역의 평균 밝기의 차이를 이용하여 미결정 블록들을 화소 단위로 가장 알맞은 영역에 병합한다. 다만, 수학적 형태학적 알고리즘에서는 마커 추출 후 제거된 화소 단위 미소영역에 대해서만 워터셰드 알고리즘을 적용하는 반면, 제안된 방법에서 사용되는 알고리즘에서는 블록 단위의 마커를 생성한 후, 블록 단위로 마커가 제거된 미소영역과 블록 분류 후 생긴 에지 블록들에 한해서 워터셰드 알고리즘을 적용한다.

그림 5는 제안된 방법에 사용한 워터셰드 알고리즘을 설명하기 위한 예시도이다. 일반적으로, 워터셰드 알고리즘은 다음 두 단계로 구성된다. 이때, 각 화소가 어느 영역에 속하는지를 결정하기 위하여 우선 순위 큐(priority queue)를 이용하여 분할 속도를 증가시킨다.

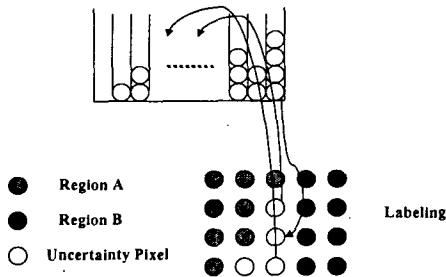


그림 5. 워터셰드 알고리즘

1) 초기 레이블링 단계

마커 추출 단계에서 어떤 영역에 속하는지 여부가 결정된 모든 화소의 좌표값을 가장 높은 우선 순위의 큐에 삽입한다. 이때, 우선 순위는 큐에 삽입되는 화소의 밝기값과 인접영역의 평균 밝기값의 차의 절대값에 반비례한다.

2) 영역 성장 단계

가장 높은 우선 순위의 큐에서 한 화소를 추출한다. 이 화소가 아직 레이블링되지 않았을 경우, 밝기값의 차이가 가장 작은 인접영역의 레이블을 추출한 화소에 지정하고, 인접한 화소들 중에서 레이블링 되지 않은 화소를 취하여 우선순위를 계산한 후에 큐에 삽입한다. 이 같은 과정을 큐가 빌 때까지 되풀이하게 되면 모든 화소가 어떤 영역에 속하게 되는지가 결정되고 결과적으로 전체 분할 과정이 종료된다.

3. 제안된 영역 분할 기반 스테레오 정합

기존의 영역분할 기반 스테레오 정합은 영역 내부의 모든 점들의 집합을 이용하여 최소 MAD (Mean Absolute Difference)를 갖는 변위를 추정하여 영역의 변위를 추출하는 것이 일반적이다. 이에 따르면, 영역 내부의 변위 변화를 나타낼 수 없고 또한 변위 추정에서 사용되는 화소수가 많기 때문에 많은 연산 시간을 요하게 된다. 이러한 문제를 개선하고자 제안된 스테레오 정합 방법에서는 영역을 효과적으로 표현할 수 있는 복수의 샘플점들을 선정한다 다음에 각 샘플점 주위

에 인접한 영역 내부의 미소영역을 취하여 스테레오 정합을 수행한다. 이후, 획득된 각 샘플점들의 변위를 이용하여 평면의 방정식을 통해 내부 변위를 보간함으로써 연산 시간을 감축함과 동시에 영역 내부의 단제적인 변위의 변화를 평면의 방정식에 기초한 보간을 통해 추정할 수 있다. 제안된 방법에 따르면, 분할된 영역을 사용함으로써 분할영역 자체가 구속 조건이 되어 특징 기반 기법들의 단점인 변위 보간의 문제점을 해결할 수 있다. 특히, 복수의 샘플점들 간의 변위차를 이용함으로써 영상 평면에 대해 깊이 방향으로 기울어진 영역 평면에 대한 변위의 기울기를 효과적으로 추정할 수 있다.

3.1 스테레오 정합

제안된 방법은 분할된 영역을 기초하여 영역별로 스테레오 정합을 행하게 된다. 그림 6은 기본 샘플점과 파생 샘플점을 선택하는 과정을 나타낸다.

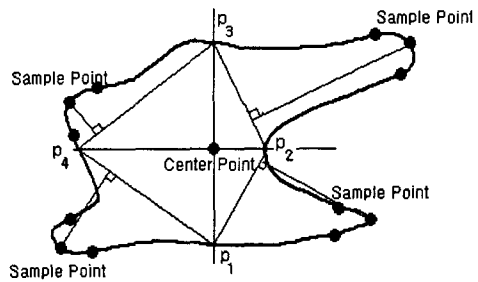


그림 6. 샘플점 선택 과정

먼저, 영역에서 윤곽선(contour)을 찾아내고 적절한 샘플점들을 선정하기 위해 식(5)를 이용하여 영역의 무게 중심을 계산한다. 예외적으로, 무게 중심점이 분할영역의 외부에 위치하게 될 경우, 이를 영역 내부에 위치시키는 조정 과정을 거친다.

$$P_{CX} = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^M P_X(i)$$

$$P_{CY} = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^M P_Y(i)$$
(5)

식(5)에서  $P_X(i)$ 는 영역 내부 점의  $X$ 좌표이고, 마찬가지로  $P_Y(i)$ 는 영역 내부 점의  $Y$ 좌표이며,  $M$ 은 영역의 총 화소수를 나타낸다.

다음으로, 무게중심을 이용하여 그림 6과 같이 윤곽선을 4개의 윤곽선으로 분할한다. 즉, 중심점의  $X$ 좌표 또는  $Y$ 좌표가 같은 4개의 점들( $p_1, p_2, p_3, p_4$ )을 찾아낸 후, 이 4점을 이용하여 윤곽선을 4개의 선호로 분할한다. 이후, 식(6)과 같이 각각의 분할된 윤곽선호  $R_k$  상에 존재하는 모든 점들 중에서 점  $p_{k-1}$ 과  $p_k$ 가 이루는 직선과 최대 거리를 갖는 점  $p_{ks}$ 을 찾는다.

여기서,  $d(p_{k-1}, p_k, t)$ 는 점  $p_{k-1}$ 과  $p_k$ 가 이루는 직선과 윤곽선호  $R_k$  상의 점  $t$ 까지의 절대거리를 나타낸 것이고,  $x$ 와  $y$ 는 각 점의  $x$ 좌표와  $y$ 좌표를 의미한다. 식(6)에서 구한 점  $p_{ks}$ 는 윤곽선호  $R_k$ 의 기본 샘플

플점(basic sample point)이 된다.

$$p_k = \max_{t \in R_k} d(p_{k-1}, p_k, t)$$

$$\begin{aligned} \text{단, } d(p_{k-1}, p_k, t) &= \frac{A}{B} \\ A &= |C - D| \\ B &= \sqrt{(p_{k,x} - p_{k-1,x})^2 + (p_{k,y} - p_{k-1,y})^2} \\ C &= (t_x - p_{k-1,y})(p_{k,y} - p_{k-1,y}) \\ D &= (t_y - p_{k-1,y})(p_{k,x} - p_{k-1,x}) \end{aligned} \quad (6)$$

윤곽선호  $R_k$ 의 기본 샘플점  $p_k$ 을 중심으로 윤곽선호 상의 소정의 거리에 위치한 2점을 파생 샘플점으로 추출한다. 이후, 이 3개의 샘플점을 대상으로 식(7)과 식(8)을 적용하여 최소 MAD  $e(d)^*$ 를 산출한다.

$$e(d) = \frac{1}{M} \sum_{x,y \in R_n} |f_L(x+d, y) - f_R(x, y)| \quad (7)$$

$$e(d)^* = \min_{d = \{0, \dots, MAXDISP\}} e(d) \quad (8)$$

식(7)에서  $f_L(x, y)$  및  $f_R(x, y)$ 는 각각 좌측 영상 및 우측 영상의 좌표  $(x, y)$ 에서의 화소값을 의미한다. 그리고,  $R_n$ 은 각 샘플점의 좌표  $(x, y)$  주위에 인접한 영역 내부점들의 집합이고,  $M$ 은 집합  $R_n$ 의 총 화소수를 나타낸다. 3개의 샘플점들 중에 최소 MAD를 가지는 한 점을 찾아내어 그때의 변위  $d$ 를 구한다.

이상의 과정을 나머지 3개의 기본 샘플점에 대해서도 반복적으로 수행하면, 최종적으로 각 분할영역당 4개의 변위를 얻을 수 있다. 이 4개의 변위를 이용하여 영역 내부의 변위를 추정한다.

### 3.2 영역 내부의 변위 추정

제안된 방법은 영역 내부의 변위들 간의 편차가 급격하지 않을 것이라는 가정을 전제로 한다.

우선, 3.1절의 스테레오 정합 과정에서 구한 4개의 변위들에 대한 평균값을 계산한다. 이 평균값과 가장 큰 편차를 갖는 변위는 정합 오류가 포함된 것으로 간주하여 제거를 한 상태에서 나머지 3개의 변위들에 대한 분산값을 계산한다. 이때, 3점에서의 변위가 모두 같아서 분산값이 0이 될 경우에는 자연스럽게 하나의 변위가 해당 분할영역의 전체 변위로 배정될 것이다.

한편, 분산값이 기설정된 상위 임계치보다 클 경우, 3개의 변위들 중에서 적어도 하나 이상의 변위에 오류가 포함되어 있는 것으로 간주하여 3개의 변위들 중 최소 MAD를 갖는 변위를 해당 분할영역의 전체 변위로 배정한다. 이때, 최소 MAD의 크기가 기설정된 임계치보다 큰 변위는 부정확한 변위인 것으로 간주하여 주위의 다른 영역들 중 평균값이 비슷한 영역의 변위로 병합된다. 이상의 두 경우는 영역 내부에 변위의 기울기가 존재하지 않거나 존재하더라도 정확한 변위의 기울기를 추정할 수 없을 것으로 판단하여 해당 분할영역에 하나의 대표 변위를 배정한 것이다. 결과적으로, 이러한 분할영역은 영상 평면과 평행한 영역으로 간주되는 것이다. 한편, 변위들의 분산값이 기설정된 하위 임계치보다 작은 영역일 경우, 변위의 기울기가 존재하는 것으로 판단하여 식(9)와 같은 평면의 방정식

을 통해 내부 변위를 추정한다. 이 평면의 방정식에서는 3.1절의 스테레오 정합 과정에서 구한 4개의 변위들 중 MAD가 작은 순으로 선택된 3개의 변위값과 각 해당 샘플점의 좌표  $(x, y)$ 를 이용한다.

$$\begin{aligned} lx + my + nz &= p \\ l^2 + m^2 + n^2 &= 1 \end{aligned} \quad (9)$$

식(9)는 원점에서 거리  $p$ 인 평면의 방정식이며 헤세(Hesse)의 표준형(normal form)이라 한다. 식(9)의 방정식에서  $z$ 값 대신 변위값을 대입하여 평면의 방정식을 유도한다. 식(9)에서 살펴볼 수 있듯이, 3점의 수직 및 수평 좌표와 깊이 좌표(즉, 변위값)만 있다면 평면의 방정식을 유도할 수 있음은 잘 알려진 사실이다. 이에 따르면, 영상 평면에 대해 깊이 방향으로 기울어진 영역 평면에 대한 변위의 기울기를 효과적으로 추정할 수 있다.

### 4. 실험 결과

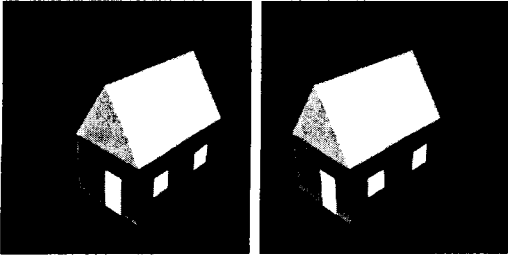
본 논문에서 제안된 방법의 타당성을 검증하기 위해 248×248 크기의 HOUSE 좌우 영상을 대상으로 펜티엄 IV 1.9GHz에서 Microsoft Visual C++ 6.0을 이용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다.

우선, HOUSE 좌우 영상의 경우, 영상 분할 과정에서는 블록 크기는 4×4 화소를 사용하였고, 단순/질감 블록 분류용 임계치는 75이고,  $c$ 값은 0.45, 질감 블록 병합용 임계치 및 단순 블록 병합용 임계치는 각각 70과 20을 사용하고 있으며, 마커 제거 영역용 블록 수는 5블록 이하를 사용하였다. 다음으로, 스테레오 정합 과정에서는 정합에서 사용되는 최대 변위를 64로 설정하여 시뮬레이션을 수행하였다. 그리고, 내부 변위 추정 단계에서는 변위들의 분산값이 100보다 작은 영역일 경우에 한해 평면의 방정식을 이용하여 변위를 추정하였으며, 변위 병합용 MAD 임계치로는 20을 사용하였다. 다시 말해서, 최소 MAD가 20이상이면 변위를 다른 인접 영역의 변위로 병합하였다.

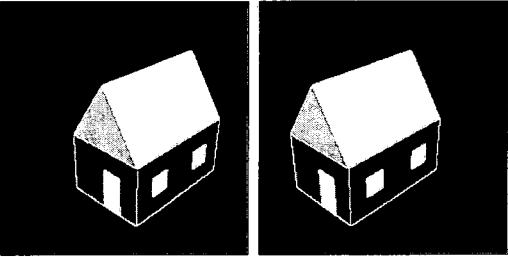
그림 9(a)와 9(b)는 각각 HOUSE의 좌측 영상과 우측 영상을 나타낸 것이고, 그림 10(a) 및 10(b)는 각각 그림 9(a) 및 9(b)의 영역 분할 결과를 나타낸 것이다. 그리고, 그림 11(a)는 그림 9(a) 및 9(b)를 대상으로 제안된 스테레오 정합 알고리즘을 적용하여 획득한 전체 변위 영상을 나타낸 것이다.

그림 11(a)의 변위 영상은 가시성을 부여하기 위해 실제 변위값에 8을 곱하여 256계조로 나타낸 변위 영상이다. 그리고, 그림 11(b)는 내부 변위의 추정 결과를 인쇄 화질에서도 용이하게 관측할 수 있도록 하기 위해 그림 11(a)를 포스터라이징화(posterizing)한 것이다.

HOUSE 영상은 화소 분포도가 전형적인 단순 그래픽 영상인 바, 변위 추정 특성이 매우 우수함을 확인할 수 있다. 특히, 그림 11을 통해 관측할 수 있듯이, 영상 평면에 대해 깊이 방향으로 기울어진 영역 평면에 대한 변위의 기울기를 효과적으로 추정하고 있음을 알 수 있다. 최소 MAD가 기설정된 임계치보다 큰 부분을 주위의 평균값이 비슷한 다른 영역의 변위로 병합하는 과정에서 잘못된 변위가 설정되었다. 그러나, 제안된 알고리즘은 대체적으로 볼 때, 만족스러운 결과를 제공하고 있음을 알 수 있다.



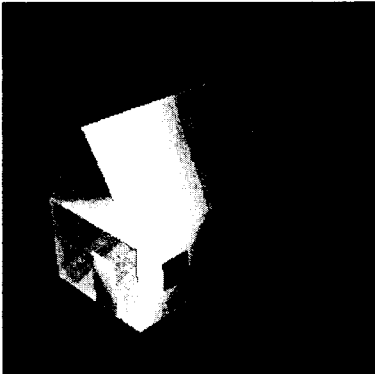
(a)좌측 영상 (b)우측 영상  
그림 9. HOUSE의 좌우영상



(a)좌측 영상 (b)우측 영상  
그림 10. HOUSE의 영역 분할 결과



(a)Scaled 변위 영상



(b)Posterized 변위 영상  
그림 11. HOUSE의 변위 영상

## 5. 결론

본 논문에서는 분할영역 내부에 존재하는 단계적인 변위의 변화를 추정할 수 있는 스테레오 정합 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법에 따르면, 분할된 영역을 사용함으로써 분할영역 자체가 구속 조건이 되어 특징 기반 기법들의 단점인 변위 보간의 문제점을 해결할 수 있었다. 그리고, 복수의 샘플점들 간의 변위차를 이용하여 영상 평면에 대해 깊이 방향으로 기울어진 영역 평면에 대한 변위의 기울기를 추정함을 통해 조밀한 변위 맵(disparity map)을 얻을 수 있었다. 본 논문의 시뮬레이션 결과를 분석해 볼 때, 기존의 영역 기반 스테레오 정합의 단점인 영상 평면에 대해 깊이 방향으로 기울어진 경사 표면 영역에 대한 부정확한 변위 추정 문제와 기존의 특징 기반 방식의 단점인 성긴 변위 맵을 제공하는 문제를 극복하기 위한 하나의 대안이 될 수 있을 것으로 판단된다.

그러나, 제안된 방법의 변위 추정 성능은 입력 영상의 영역 분할 결과에 매우 민감할 뿐만 아니라 각 처리 과정에서 사용하는 임계치(threshold)에 따라 커다란 편차가 발생하는 문제점이 있다. 특히, 제안된 방법은 다양한 분포 특성을 갖는 입력 영상들에 공히 적용할 수 있는 전역적인 임계치를 자동적으로 선정할 수 있는 처리과정이 필요하지만 이에 대한 좀 더 진보된 연구는 추후 연구과제로 남아 있다. 그리고, 본 논문의 방식에 의해 미소영역에서 정확한 변위를 얻지 못하는 경우, 그 변위값이 분할영역 전체에 치명적인 악영향을 줌으로써 만족스럽지 못한 결과를 제공하는 데, 향후 더 좋은 결과를 얻기 위해서, 영역 내부에서 영역의 특성을 잘 나타낼 수 있고 정합 오차를 줄일 수 있는 샘플점을 찾아내는 추가적인 연구가 필요하다.

## 참 고 문 헌

- [1] T. Kanade, M. Okutomi, "A Stereo Matching Algorithm with an Adaptive Window: Theory and Experiment", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 16, No. 9. Sep. 1994.
- [2] 엄기문, 전병민, 이쾌희, "선소 방향에 따른 탐색 영역과 새로운 선소 특징들을 이용한 특징 기반 정합에 의한 건물 복원", 대한전자공학회 논문지, Vol 36-S, No. 3, pp.76-88, Mar. 1999.
- [3] M. Sonk, V. Hlavac, R. Boyle, "Image Processing, Analysis, and Machine Vision", PWS Publishing, 2nd Edition, pp.476-483, 1999.
- [4] O. Faugeras, "Three-Dimensional Computer Vision", The MIT Press, pp.169-187, 1993.
- [5] C. S. Won, D. K. Park, "Image Block Classification and Variable Block Size Segmentation Using a Model-filtering Criterion", Optical Engineering, pp.2204-2209, Aug. 1997.
- [6] 임재혁, 박동권, 원치선, "블록분류와 워터셰드를 이용한 영상분할 알고리즘" 대한전자공학회 논문지 Vol 36-S, No. 1, pp.81-9. Jan. 1999.
- [7] 광노윤, "Y/C 비트 평면합 영상을 이용한 블록 기반 칼라 영상 분할", 디지털컨텐츠학회논문지, 제1권, 제1호, pp. 53-64, 2000. 12.