

최소 윈도우 기법을 이용한 강인한 지형 복원

Robust Terrain Reconstruction Using Minimal Window Technique

金 東 奎*, 偶 東 玟*, 李 圭 元**

(Dong-Gyu Kim, Dong-Min Woo, Kyu-Won Lee)

Abstract - A stereo matching has been an important tool for the reconstruction of 3D terrain. The current state of stereo matching technology has reached the level where a very elaborate DEM(Digital Elevation Map) can be obtained. However, there still exist many factors causing DEM error in stereo matching. This paper propose a new method to reduce the error caused by the lack of significant features in the correlation window. The proposed algorithm keeps the correlation window as small as possible, as long as there is a significant feature in the window. Experimental results indicate that the proposed method increases the DEM accuracy by 72.66% in the plain area and 41.96% in the mountain area over the conventional scheme. Comparisons with Kanade's result show that the proposed method eliminates spike type of errors more efficiently than Kanade's adaptive window technique and produces reliable DEM.

Key Words : stereo matching, 3D, DEM, correlation window

1. 서 론

고 해상도 영상 센서의 개발에 의해 항공기나 위성으로부터 취득된 영상의 활용도가 증대되고 있다. 항공 및 위성 영상의 가장 기본적인 중요한 적용 분야는 겹쳐져 취득된 영상 쌍으로부터 3차원 인식 기술은 방위, 우주산업 분야 및 GIS(Geometric Information System) 사업의 핵심인 항공 및 위성영상에 의한 정확한 지도 제작에 적용되고 차세대 핵심 기술의 하나이다. 이러한 3차원 지형복원에서는 epipolar 변환 스테레오 정합, 모델 발생 3단계를 통해서 생성되며 특히 스테레오 정합(stereo matching)[1][2]은 3차원 지형 재구성에 서 매우 중요한 역할을 한다.

3차원 지형 복원에서는 촘촘하게 배열된 격자점에 거리 영상의 형태로 표현된 3차원 영역 모델이 발생되어야 하므로 특징 기반 정합보다는 상호 상관을 이용하는 영역 기반 정합 기법이 이용되어 왔다. 이러한 영역 기반 정합은 윈도우를 사용하여 두 영상내의 국부 영역 즉 창(창의 강도패턴(intensity pattern)의 유사성을 상호 상관 값(cross-correlation)을 이용하여 결정하는 방법이다[3]. 그러나 상호 상관 값을 이용하여 수행되는 스테레오 정합의 가장 큰 문제점은 적당한 윈도우 크기를 선택하는 것 이다. 윈도우의 크기는 신뢰성 있는 정

합을 위해 충분히 커서 강도의 변화를 충분히 포함 하여야만 한다. 그러나 윈도우의 크기가 너무 크게 되면 투영왜곡(perspective distortion)이 너무 커지게 되는 단점이 있다. 즉 윈도우의 크기가 너무 작으면 특징이 없는 영역, 반복되는 패턴의 영역을 충분히 찾아내지 못해 불일치 값을 추정하기 어려운 반면 윈도우 크기가 너무 크게 되면 투영 왜곡에 의한 오차가 발생하게 된다. 이런 이유에서 윈도우 크기는 그 영역의 변화에 따라 선택 되어야 한다.

과거 상호 상관관계를 기초로 한 스테레오 정합은 고정된 크기의 윈도우를 사용하였다. 하지만 상기 약술된 이유로 인해 많은 연구자들이 적응 윈도우(adaptive window) 기법에 관해 최근까지 연구를 가져왔다. Kanade[4]는 투영 왜곡을 줄이기 위해 적응 윈도우 기법을 제안하였다. 이 방법은 윈도우 내의 강도와 불일치의 변화 즉 불명확(uncertainty)값을 이용하여 각 방향마다 윈도우의 크기를 증가 시켰으며 윈도우의 증가마다 불일치 값의 증가분을 기존의 불일치 값에 더해 줌으로써 최적의 불일치 값을 구하였다. Jen-Luc Lotti 와 Gerand Girandon[5] 은 CBRP(contour based pyramidal resolution) 기법을 제안 하였다. 이 기법은 다단계 모델(pyramid model)을 이용하며 초기 불일치 값을 구한 후 윈도우 확장을 모든 방향으로 한꺼번에 실시한다. 확장의 기준은 기존 Kanade가 제안한 알고리즘에 기초하였다. Jae-Chul Kim[6]은 윈도우 변형 기법을 제안하였다. 이 기법은 윈도우를 확장하기 위해 우선적으로 불일치 값의 신뢰성을 판별하였다. 신뢰성이 낮으면 윈도우 크기를 확장하였고 신뢰성이

* 準 會 員 : 明知大學校 情報工學科 碩士課程

** 大田大學校 컴퓨터 情報通信工學部

接受日字 : 2002年 09月 13日

最終完了 : 2002年 12月 17日

높으면 윈도우 크기를 확정하였다.

본 논문에서는 상기 기술된 연구의 일환으로 최소 윈도우 기법을 제안하였다. 본 논문에서 제안된 방법은 Kanade에 의해 제안된 적응 윈도우 기법과는 차이가 있다. 적응 윈도우 기법은 두 영상간의 강도변화(Intensity Variation)와 불일치 값의 변화(Disparity Variation)가 적을수록 불확실도(Uncertainty)가 높다고 판별하여 윈도우의 크기를 한쪽 방향으로 확장하였으나 최소 윈도우 기법은 영상내의 강도변화가 클수록 특징점이 많다고 판단하여 윈도우를 모든 방향으로 균일하게 확장하였다. 또한 적응 윈도우 기법은 계산 량이 많고 복잡하여 알고리즘을 수행하는데 있어 많은 시간이 소요되지만 최소 윈도우 기법은 윈도우 내의 특징 점의 유무를 판별하기 위해 Laplacian 값만을 이용하므로 계산 량이 적고 알고리즘을 수행하는데 적은 시간이 소요되는 장점이 있고 또한 그 결과도 우수하다.

제안된 방법인 최소 윈도우 기법은 윈도우의 크기가 작을수록 투영 왜곡이 감소한다는 사실에 근거하여 윈도우 내에 특징이 있는 한 윈도우의 크기를 최소로 유지하는 방법으로 윈도우 내의 특징의 유무를 판정하는 기준으로는 특징 추출에 많이 적용되는 Laplacian을 이용하였다. 따라서 가장 작은 윈도우를 초기 설정 윈도우로서 시작하여, 윈도우 내 영상에 Laplacian을 수행한 결과의 크기를 평균한 Laplacian의 평균치가 임계치 보다 클 때까지 반복적으로 윈도우의 크기를 증가시키는 방식으로 윈도우 크기를 결정하게 된다.

3차원 지형복원 시스템을 구성하기 위해 전통적으로 널리 사용되는 다해상도 기법(multi resolution method), NCC(normalize cross-correlation), NSSR(narrow search sub-pixel registration)에 제안된 최소 윈도우 기법(MWT)을 추가하여 구성하였다.

실험에서는 정확한 데이터를 얻기 위해 굴곡지형과 평탄지형으로 나누어 실험을 실시하였으며, 또한 자연지형의 정확한 실제 값(ground truth)을 구하는 것이 매우 어렵기 때문에 본 논문에서는 불일치 보간을 위해 주어진 DEM(digital elevation map)과 정사영상(ortho image)을 실제 값이라고 가정 하에 이로부터 모의 영상을 구성하고 영상 쌍으로부터 구한 DEM을 가정된 실제 값과 비교하는 방법[7]을 채용하여 제안된 방법의 정량적인 오차 분석을 수행하였다. 비교 대상으로는 NCC, 다해상도 기법, NSSR 기법으로만 구성된 전통적 기법과 Kanade의 적응 윈도우 기법을 그 대상으로 삼았다.

2. 스테레오 정합 시스템

본 논문에서 구성한 스테레오 정합 시스템은 NCC, 다해상도 기법, NSSR 기법을 채용하여 구성되었다. 그 중 NCC

계산에 필요한 윈도우의 크기는 제안된 방법에 의해 결정되며 3장에서 설명된다.

2.1 NCC(Normalized Cross-Correlation)

영상 정합은 물체의 한 점을 기준영상과 목표영상에서 찾는 것으로 기준영상과 목표영상의 화소 값을 $I^R(i, j)$, $I^T(i, j)$ 으로 나타내고 불일치 맵을 $[D_x(i, j), D_y(i, j)]$ 로 정의한다. 영상 정합의 목적은 기준 영상 좌표 (i, j) 의 화소 값에 대응하는 목표영상의 좌표 $(i + D_x(i, j), j + D_y(i, j))$ 의 화소 값과의 정합도를 찾는 것이다.

$$I^R(i, j) \leftarrow I^T(i + D_x(i, j), j + D_y(i, j)) \tag{1}$$

여기서 i 는 절대 좌표상의 x축을 나타내고, j 는 절대 좌표 상의 y축을 나타낸다. 그런 epipolar 샘플링에 의해 샘플링된 영상은 같은 epipolar 선분을 지나기 때문에 j 에 대해서는 불일치 값을 구할 필요가 없이 i 에 대해서만 epipolar 선분을 따라서 스캔(scan)하여 불일치 값을 가하면 된다. 그러므로 샘플링된 영상을 사용하면 다음과 같이 된다.

$$I^R(i, j) \leftarrow I^T(i + D_x(i, j), j) \tag{2}$$

일반적으로 불일치 값은 기준영상에 대한 목표영상의 정합에 의해 구성된다. 정합 치를 계산하는 방법은 $N \times N$ 인 윈도우에서 상호상관(cross-correlation)으로 계수 값이 최대인 지점으로 불일치 값을 정한다. 상호상관 계수 값을 구하는 식은 다음과 같다.

$$\rho(i, j, \delta i) = \frac{\text{Covar}[I^R(i, j), I^T(i + \delta i, j)]}{\sqrt{\text{Var}[I^R(i, j)] \cdot \text{Var}[I^T(i + \delta i, j)]}} \tag{3}$$

$$\begin{aligned} \text{Var}[I^R(i, j)] = & \\ \frac{1}{N^2} \left[\sum_{ii=i-(N-1)/2}^{i+(N-1)/2} \sum_{jj=j-(N-1)/2}^{j+(N-1)/2} \right. & \\ \left. (I^R(ii, jj) - E[I^R(i, j)])^2 \right] & \tag{4} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Var}[I^T(i + \delta i, j)] = & \\ \frac{1}{N^2} \left[\sum_{ii=i-(N-1)/2}^{i+(N-1)/2} \sum_{jj=j-(N-1)/2}^{j+(N-1)/2} \right. & \\ \left. (I^T(ii + \delta i, jj) - E[I^T(i + \delta i, j)])^2 \right] & \tag{5} \end{aligned}$$

여기서 $\text{Var}[I^R(i, j)]$ 은 기준영상에서 화소 좌표가 (i, j) 를 중심으로 $N \times N$ 인 윈도우 내부 화소 값의 분산 값이고, $\text{Var}[I^T(i + \delta i, j)]$ 은 목표영상에서 화소의 좌표가 $(i + \delta i, j)$ 를 중심으로 $N \times N$ 인 윈도우 내부 화소 값의 분산 값이다. $\text{Covar}[I^R(i, j), I^T(i + \delta i, j)]$ 는 기준영상의 (i, j) 와 목표영상의 $(i + \delta i, j)$ 좌표를 중심으로 $N \times N$ 윈도우 내부 화소 값의 공분산(covariance)이다. (여기서 N 은 홀수이다)

$$Covar[I^R(i, j), I^T(i + \delta i, j)] = \frac{1}{N^2} \left\{ \sum_{\substack{i+(N-1)/2 \\ \ddot{ii}=i-(N-1)/2}}^{j+(N-1)/2} \sum_{\substack{j+(N-1)/2 \\ \ddot{jj}=j-(N-1)/2}}^{i+(N-1)/2} (I^R(\ddot{ii}, \ddot{jj}) - E[I^R(i, j)]) \cdot (I^T(\ddot{ii} + \delta i, \ddot{jj}) - E[I^T(i + \delta i, j)]) \right\} \quad (6)$$

여기서 $E[I^R(i, j)]$, $E[I^T(i + \delta i, j)]$ 는 기준영상과 목표영상 내부 $N \times N$ 윈도우 화소 값의 평균이다.

$$E[I^R(i, j)] = \frac{1}{N^2} \left[\sum_{\substack{i+(N-1)/2 \\ \ddot{ii}=i-(N-1)/2}}^{j+(N-1)/2} \sum_{\substack{j+(N-1)/2 \\ \ddot{jj}=j-(N-1)/2}}^{i+(N-1)/2} I^R(\ddot{ii}, \ddot{jj}) \right] \quad (7)$$

$$E[I^T(i + \delta i, j)] = \frac{1}{N^2} \left[\sum_{\substack{i+(N-1)/2 \\ \ddot{ii}=i-(N-1)/2}}^{j+(N-1)/2} \sum_{\substack{j+(N-1)/2 \\ \ddot{jj}=j-(N-1)/2}}^{i+(N-1)/2} I^T(\ddot{ii} + \delta i, \ddot{jj}) \right] \quad (8)$$

결정된 탐색 구간 중 상호상관 계수 값이 가장 큰 δi 를 구하여 불일치 값 $D_i(i, j)$ 를 결정한다.

2.2 다 해상도 기법 (Multi-resolution scheme)

경계선 검출 등의 응용에 자주 사용되던 계층화 영상 데이터 구조인 피라미드(pyramid)를 Hannah[8]는 3차원 스테레오 영상 정합 과정에 적용하였다. 다 해상도 기법은 영상의 해상도를 그림 1의 처럼 역 피라미드의 형태로 줄여서 해상도가 가장 낮은 영상에서부터 해상도가 가장 좋은 영상까지 변환하면서 정합하여 정확한 불일치(disparity)를 결정하는 방법이다.

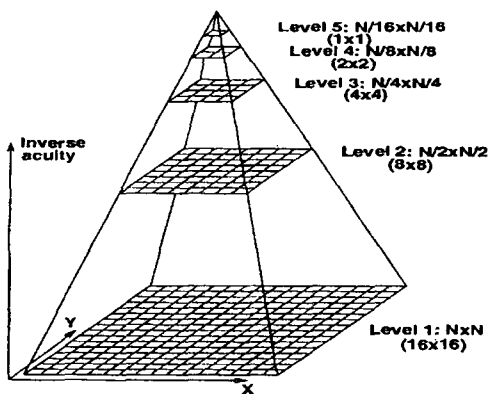


그림 1 다 해상도 기법모델
Fig. 1 Multi-resolution model

일반적인 지형 영상의 경우 큰 물체 즉 특징이 큰 것은 불일치가 크고, 작은 물체는 즉 특징이 작은 것은 불일치가 작다. 그러므로 해상도가 낮아질 때 특징이 작은 영역은 사라

진다. 그러나 고해상도에서는 특징이 작은 영역이 복원되기 때문에 불일치를 결정할 수 있다. 특징이 작으면서 불일치가 큰 영상의 경우 정확한 불일치가 결정이 안 된다. 보통 불일치 구간을 탐색할 때 해상도가 높아질수록 탐색 구간을 줄여 가기 때문에 이런 경우 고 해상도에서 작은 특징부가 복원되어도 탐색 구간을 벗어나 있으면 불일치를 결정할 수 없다. 해상도를 줄이기 위해서는 이전 해상도에서 저역 통과 필터를 이용하여 해상도를 줄여 나간다.

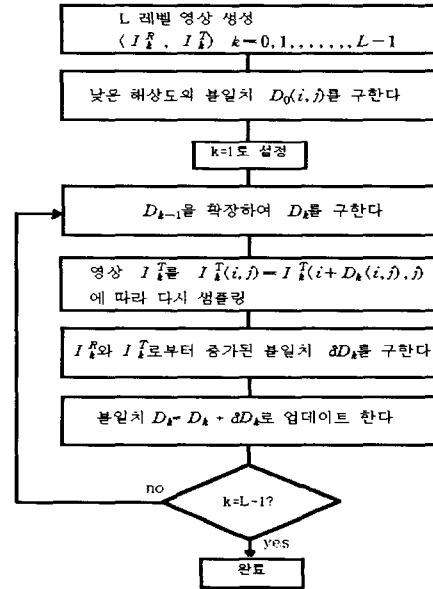


그림 2 다 해상도 기법 알고리즘
Fig. 2 Multi-resolution algorithm

각 해상도별 영상 쌍은 다음의 식(9)와 같이 표현한다.

$$[I_0^R(i, j), I_0^T(i, j)], \dots, [I_{k-1}^R(i, j), I_{k-1}^T(i, j)] \quad (9)$$

본 논문에서는 가우시안 커널(gaussian kernel)[9][10]을 이용하여 원 영상을 다음과 같이 convolution 시켜서 해상도를 줄여간다.

$$I_k^R(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{\ddot{ii}=2i}^{2i+2} \sum_{\ddot{jj}=2j}^{2j+2} I_{k-1}^R(\ddot{ii}, \ddot{jj}) \cdot G(i - \ddot{ii}, j - \ddot{jj}) = I_{k-1}^R(i, j) * G(i, j) \quad (10)$$

$$I_k^T(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{\ddot{ii}=2i}^{2i+2} \sum_{\ddot{jj}=2j}^{2j+2} I_{k-1}^T(\ddot{ii}, \ddot{jj}) \cdot G(i - \ddot{ii}, j - \ddot{jj}) = I_{k-1}^T(i, j) * G(i, j) \quad (11)$$

여기서 N은 저역 통과 필터 커널(kernel)에 사용되는 화소의 수를 나타내고 가우시안 커널은 다음과 같다.

$$G(i, j) = \frac{C}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{i^2+j^2}{2\sigma^2}} \quad (12)$$

C는 평균 가중치가 1이 되도록 설정되는 상수이다. 영상 정합 알고리즘은 $[I_{k-1}^R(i, j), I_{k-1}^T(i, j)]$ 에서 시작해서 불일치 값 $D_k(i, j)$ 를 이용하여 다음 해상도의 목표영상을 다시 샘플링한다.

$$I_{k-2}^T(i, j) \leftarrow I_{k-1}^T(i + D_{k-1}(i, j), j) \quad (13)$$

이 과정을 $[I_0^R(i, j), I_0^T(i, j)]$ 의 가장 좋은 해상도가 좋을 때까지 계속한다. 불일치 값은 전 단계까지의 불일치 값에 그 단계의 불일치 증분을 합하여 다음 단계 목표영상을 다시 샘플링하고 불일치 값을 갱신한다.

$$D_{k-2}(i, j) = D_{k-1}(i, j) + \delta D_{k-1}(i, j) \quad (14)$$

2.3 NSSR(Narrow Search Sub-pixel Registration)

탐색 영역에서의 상호 상관 값을 LSEE(Least Squared Error Estimation)에 의해 2차함수 곡선으로 fitting하여 최대 값을 추정하는 방법인 NSSR을 채용하였다. 정확한 fitting을 위해 많은 데이터가 필요하므로, 그림 3에 나타난 바와 같이 분수 단위의 불일치 지점에서의 상호 상관 값을 목표 영상을 resampling하여 추가로 구하여 정확한 fitting을 수행한다. 일반적인 fitting 함수의 형태는 포물선이나 Gaussian이 사용되어 질 수 있다.

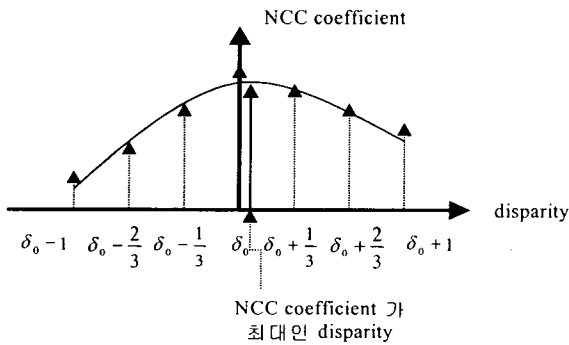


그림 3 2차 함수 최적화 모델
Fig. 3 Parabolic function fitting model

본 논문에서 채용된 방법에서는 2차 포물선 모델 $y = ax^2 + bx + c$ 의 형태로 정의하였다. 여기서 x 는 불일치 값을 나타내며 y 는 그에 대응하는 상호 상관 값이다. 계수 a, b, c 를 추정하기 위해서 각 x 값에 해당하는 y 값을 대입하여 LSEE를 수행한다.

$$\begin{aligned} ax_1^2 + bx_1 + c &= y_1 \\ ax_2^2 + bx_2 + c &= y_2 \\ &\vdots \\ ax_n^2 + bx_n + c &= y_n \end{aligned} \quad (15)$$

$$X = \begin{bmatrix} x_1^2 & x_1 & 1 \\ x_2^2 & x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^2 & x_n & 1 \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} \quad Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} XA &= Y \\ X^T X A &= X^T Y \\ A &= (X^T X)^{-1} X^T Y \end{aligned} \quad (17)$$

각각의 데이터를 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ 로 나타내면, 각 점을 지나는 2차 포물선 방정식은 식 (15)(16)(17)에 의해 구한다. 결정된 a, b, c 로부터, 최적의 불일치 지점은 최대 극점이 나타나는 x 좌표로서 $-\frac{b}{2a}$ 로 계산된다.

3. 최소 윈도우 기법(Minimal Windows Technique)

상호 상관 관계를 이용하는 영역 기반 정합기법으로 구해진 DEM은 여러 가지 오류가 발생하게 된다. 그중 영상에 특징이 없으므로 해서 발생하는 오류를 제거하기 위해 본 논문에서는 최소 윈도우 기법을 제안하였다. 최소 윈도우 기법은 Kanade에 의해 제안된 적응 윈도우 기법과는 차이가 있다. 적응 윈도우 기법은 기준영상과 목표영상 사이에서의 강도변화와 불일치 값의 변화의 크기에 따라 불확실도를 비교하여 윈도우 확장을 결정한다. 또한 윈도우의 확장은 네 방향($x+, x-, y+, y-$)으로 각각 다르게 확장한다. 하지만 본 논문에서 제안된 최소 윈도우 기법은 기준영상 내의 특징을 발견하기 위해 윈도우를 확장하였으며 윈도우 확장은 모든 방향으로 균일하게 실시하였다. 즉 다시 말해 적응 윈도우 기법은 두 영상간의 강도변화와 불일치 값의 변화가 작을수록 불확실도가 높다고 판별하여 윈도우의 크기를 한쪽 방향으로 확장하였으나 최소 윈도우 기법은 영상내의 강도변화가 클수록 특징점이 많다고 판단하여 윈도우를 모든 방향으로 균일하게 확장하였다. 본 논문에서는 윈도우 확장을 판별하기 위해 특징과 에지 추출에 탁월한 Laplacian 값을 계산하여 Laplacian 값이 임계치 보다 커질 때까지 윈도우 크기를 단계별로 확장해 나갔다. Laplacian 값이 임계치보다 커지면 그 단계의 윈도우의 크기를 강도의 변화를 충분히 포함하는 가장 적합한 최소 윈도우로 판별하여 상호 상관 값을 구할 수 있게 된다. 이러한 과정을 다해상도 기법에 적용하여 각 해상도 단계마다 실시하게 된다. 이렇게 해서 불일치 맵을 추정할 수 있는데 이러한 순서 도를 나타내면 그림 4와 같다.

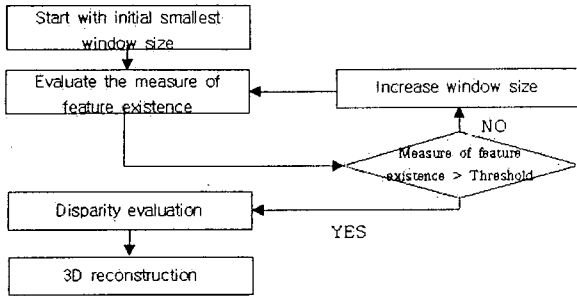


그림 4 최소 윈도우 기법 개요
Fig. 4 Minimal Window Technique Flow chart

3.1 영상의 특징 판정

윈도우 내에 특징이 없어서 발생하는 정합오류는 본 논문 서론에서 말한 여러 오류 발생 요인 중에 가장 큰 비중을 차지한다. 이런 특징을 가지는 않는 영상은 보통 굴곡이 심한 지형보다는 평탄한 지형에서 많이 발생하게 된다. 기존의 고정된 윈도우를 사용하였을 시 영상의 특징된 부분들을 잃고 부정확한 불일치 값을 갖는 오류를 갖게 된다. 때문에 본 논문에서는 실험에 의해 구해진 Laplacian 값으로 영상의 특징을 판별하고 임계치 이상이 될 때까지 윈도우의 크기를 늘려 나가는 방식을 채택하였다. Laplacian 값은 영상의 특징이나 에지를 추출하는데 있어 많이 사용되어왔다. 기준영상의 상호 상관 윈도우에 3×3의 Laplacian 윈도우를 씌워서 그 상호 상관 윈도우 내의 특징을 판별하였다. 식 (18)(19)는 상호 상관 윈도우 내에서의 특징을 판별하기 위해 Laplacian 값을 표현한 것이다.

$$Lap(i, j) = \sum_{k=0}^{W-2j} \sum_{l=0}^{W-2j-k} \sum_{m=0}^3 \sum_{n=0}^3 (I_r(i+k, j+l) L_w(k, l)) \quad (18)$$

$$L = \frac{1}{N} \sum |Lap(i, j)| \quad (19)$$

기준영상에서 상호 상관 윈도우 I_r 에 Laplacian 윈도우 L_w 를 씌워 각각의 값의 절대 값의 합을 윈도우의 픽셀 값으로 나눈 값을 우리는 현재 윈도우의 특징 값이라고 정의하였다. 식(19)의 값이 어느 임계치 이하일 경우 특징이 없는 영상이라 판단하여, 윈도우를 한 단계 확장한다. 그리고 다시 식(18)(19)을 반복 실행한다.

그림 5는 윈도우 변화에 따른 Laplacian 값의 변화를 나타낸 것으로 윈도우가 커짐으로 해서 Laplacian 값이 커지는 것을 확인할 수 있다. 즉 윈도우가 확장함으로 해서 특징점들이 많이 나타나게 된다는 것을 의미한다.

그림 6은 윈도우의 크기에 따른 영상의 변화를 나타낸 것이다. 9×9윈도우 영상에서는 특징이 되는 부분을 찾을 수 없으나 윈도우의 크기를 확장해 나가면 13×13윈도우 이상에서는 특징이 되는 부분이 나타나게 된다. 본 논문에서는 다 해상도 기법을 사용하였다.

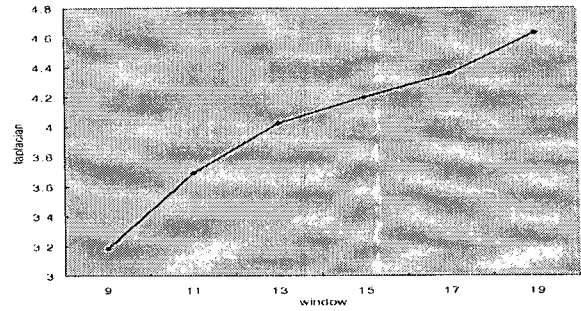


그림 5 윈도우와 라플라시안 값의 관계
Fig. 5 Relation between window and laplacian values

일반적으로 특징이 많은 것은 불일치가 크고 특징이 적은 것은 불일치가 작다. 따라서 해상도가 낮아짐에 따라서 많은 특징들이 사라지게 된다. 특히 가장 상위 레벨인 256×256 영상에서는 특징이 작은 영역은 거의 모두 사라지게 되므로 최저 해상도 레벨에서는 9×9윈도우에서 19×19윈도우까지 차례로 최소 윈도우를 찾을 때까지 확장하게 되고 그 상위 해상도 레벨에서는 최소 윈도우의 시작 단계를 한 단계씩 늘려나갔다. 또한 영상의 해상도가 높아짐에 따라 Laplacian 임계치도 단계적으로 줄여나갔다. 특징이 없는 영상의 윈도우의 크기를 확장하면 기준영상과 목표영상에서 불일치를 비교할 수 있을 정도의 특징이 나타나게 된다. 이렇게 해서 영상에서의 특징을 갖는 윈도우를 결정할 수가 있게 된다.

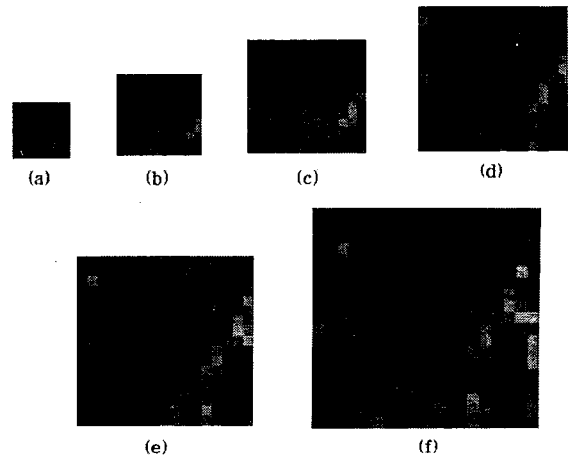


그림 6 윈도우 확장에 따른 영상의 변화
(a)9×9 (b)11×11 (c)13×13 (d)15×15 (e)17×17 (f)19×19
Fig. 6 Change of image by Windows extension

3.2 최소 윈도우 결정

윈도우 확장으로 인해 영상에서는 특징이 있는 곳들이 나타나게 되고 Laplacian 값은 임계치 이상이 되게 된다. 따라서 임계치 이상이 되는 윈도우에서 상호 상관관계를 측정할 수 있는 최소 윈도우를 확장하게 된다. 하지만 그렇다고

임계치 이상이 될 때까지 윈도우의 크기를 무한하게 확장할 수 있는 것은 아니다. 그 이유는 정합창의 크기가 커질수록 투영 왜곡(perspective distortion)은 더 커질 수밖에 없기 때문이다. 두 영상이 정합창의 중심에서 정확히 정렬되었다 하더라도 정합 창 내의 다른 화소들은 정렬되지 않을 수 있으며, 중심에서 먼 화소일수록 정렬 오차가 더 커지기 때문이다. 이러한 투영 왜곡에 의한 3차원 재구성 오차는 DEM에서 전반적으로 나타나게 된다. 또한 그렇다고 이러한 투영 왜곡을 줄이기 위해 정합창의 크기를 무한정 줄일 수 없는 이유는 바로 본 논문의 주제인 영상에서의 특징을 검출 할 수가 없기 때문이다.

표 1 윈도우 변화에 따른 DEM의 오류 결과
Table 1 Result of DEM error as correlation window size is varied

윈도우 크기	DEM의 오류 값	
	Average 오류	RMS 오류
5 × 5	0.785736	2.874122
7 × 7	0.387964	1.806250
9 × 9	0.337733	1.311774
11 × 11	0.340495	1.060019
13 × 13	0.364696	0.863924
15 × 15	0.428795	0.975971
17 × 17	0.491957	0.964200
19 × 19	0.560241	1.043378

이러한 내용의 실험적 결과가 표1에 나타난다. 표1은 윈도우 확장에 따른 DEM 오류의 변화를 나타낸 것으로 13×13 윈도우 크기까지는 오류 값이 줄어들지만 15×15 윈도우 크기 이상이 되면 오히려 오류 값이 늘어나는 것을 확인할 수 있다. 바로 이러한 이유가 투영 왜곡에 의한 오류로 윈도우의 크기를 무한정 크게 할 수 없는 이유가 된다.

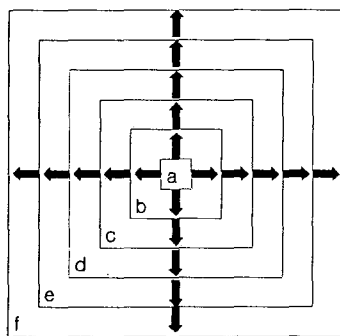


그림 7 최소 윈도우 기법 확장 모델
(a)9×9 (b)11×11 (c)13×13 (d)15×15 (e)17×17 (f)19×19
Fig. 7 Minimal window technique extension model

본 논문에서의 윈도우 확장 방식은 그림 7처럼 정사각형의 형태로 홀수×홀수의 크기로 증가한다. 특히 최저 해상도인 256×256에서는 기준 영상에 대한 목표 영상의 불일치 탐색 구간이 넓어 불일치 값의 크기가 크게 된다. 따라서 윈도우의 크기 변화도 (a)에서 (f)까지 모든 경우를 적용하게 된다.

그림 8은 윈도우가 확장해 나감에 따라 불일치 값의 변화를 그래프화 한 것이다. 윈도우(a)에서는 실제 불일치 값과 큰 차이를 보이고 있으나 윈도우(b)에서부터 실제 불일치 값에 근접하다가 윈도우(d)에서 일치함을 볼 수 있다. 그러나 윈도우의 크기가 계속해서 커지게 되면 투영 왜곡에 의한 offset 오차가 증가하기 때문에 윈도우를 무한히 크게 할 수는 없다.

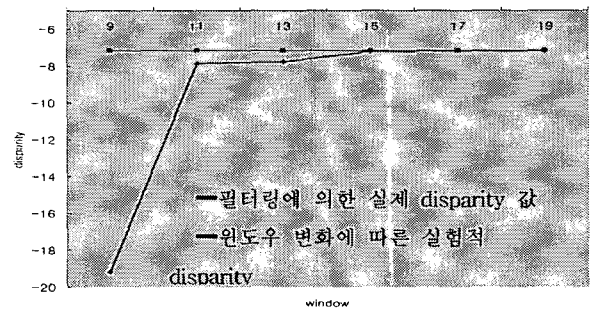
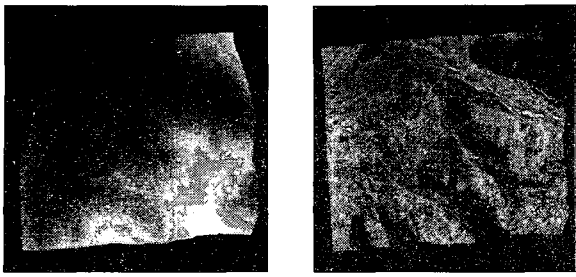


그림 8 윈도우와 불일치 관계
Fig. 8 Relation between windows and disparity

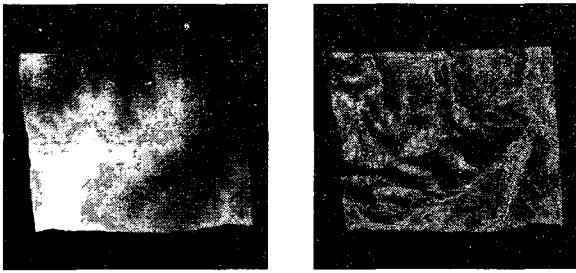
알고리즘은 우선 256×256 영상에서 최소 윈도우를 9×9로 정의하고 불일치 값들을 얻는다. 이후 윈도우 9×9에서의 Laplacian 값이 임계치 이상이 되는 화소에서는 윈도우의 크기를 고정하여 그 화소의 최소 윈도우로 확정하고, 만약 Laplacian 값이 임계치 보다 작다면 윈도우의 크기를 11×11로 확장한다. 이런 방법을 계속 반복하여 Laplacian 값이 임계치 이상이 되면 그 화소의 정확한 불일치 값을 얻을 수 있는 최소 윈도우가 결정된다. 이런 방법을 영상의 모든 화소에 적용하여 최소 윈도우를 구하고 그에 따른 불일치 값도 구할 수가 있다. 해상도가 512×512 영상 이상부터는 불일치 탐색 구간이 -1에서 1까지이므로 불일치 값의 변화가 크지 않고, 또한 영상이 확장됨에 따라서 시작되는 최소 윈도우의 크기도 해상도가 높아짐에 따라서 한 단계씩 확장하여 적용하였으며 임계치도 비례적으로 낮추어 나갔다.

4. 실험 결과 및 고찰

제안된 방법인 최소 윈도우 기법이 전통적인 방법과 비교하여 더 정확한 DEM을 생성할 수 있다는 것을 입증하기 위해 그림 9에 주어진 굴곡이 많은 지형과 평지가 많은 지형에 대한 DEM과 정사 영상으로부터 photo-realistic raytracing 기법을 사용하여 그림 10의 기준영상과 목표영상으로 구성된 모의 영상 쌍을 생성하였다. 여기서 그림 9의 주어진 DEM과 정사 영상을 Ground Truth라고 정의하고 생성된 모의영상으로부터 생성된 각각의 DEM을 비교하였다.

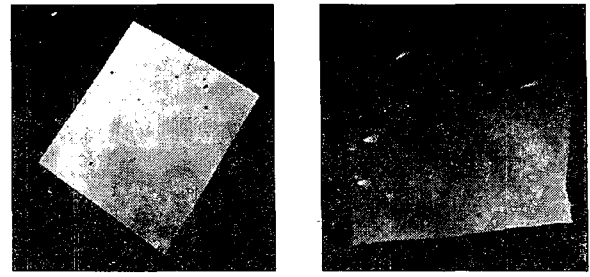


(a)평탄지형의 DEM (b)평탄지형의 정사영상
(a)DEM of plain area (b)ortho image of plain area

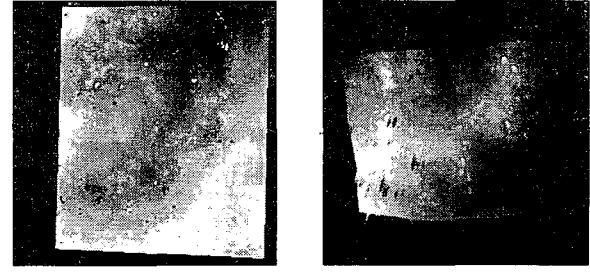


(c)굴곡지형의 DEM (d)굴곡지형의 정사영상
(c)DEM of mountain area (d)ortho image of mountain area

그림 9 모의 영상을 얻기 위한 실제 값 영상
Fig. 9 Ground truth image for generating synthetic images

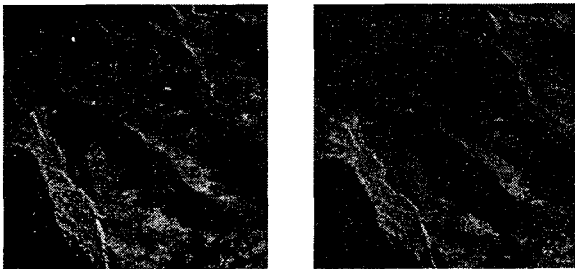


(a)평탄지형의 불일치 맵 (b)평탄지형의 DEM
(a)disparity map of plain area (b)DEM of plain area

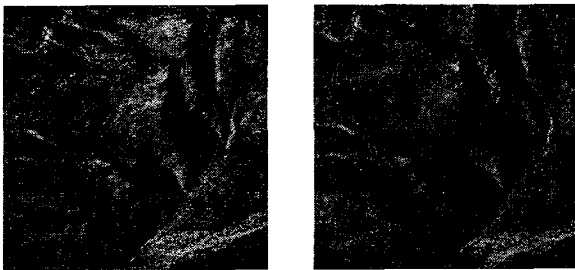


(c)굴곡지형의 불일치 맵 (d)굴곡지형의 DEM

그림 11 전통적인 방법으로부터 구해진 불일치 맵, DEM
Fig. 11 Disparity map and DEM from conventional method

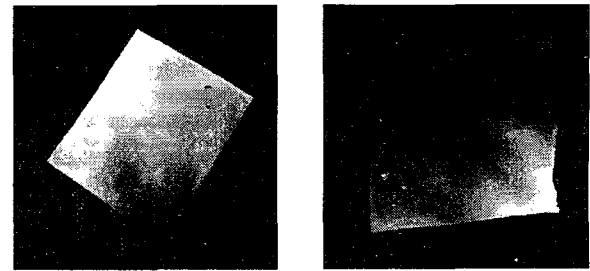


(a)평탄지형의 모의 영상 쌍
(a)Synthetic image of plain area

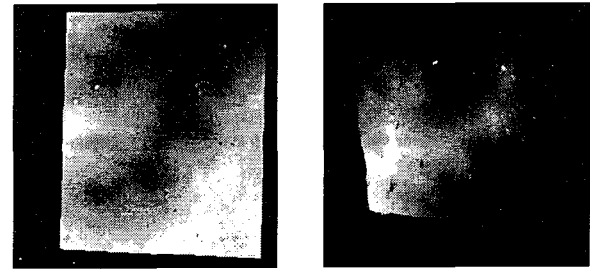


(b)굴곡지형의 모의 영상 쌍
(b)Synthetic image of mountain area

그림 10 실제 값 영상으로부터 시뮬레이터를 통해 얻어진 모의영상
Fig. 10 Synthetic images from ground truth image

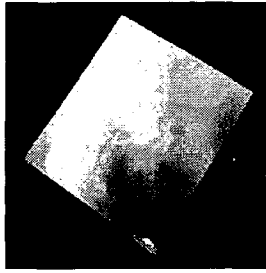


(a)평탄지형의 불일치 맵 (b)평탄지형의 DEM
(a)disparity map of plain area (b)DEM of plain area



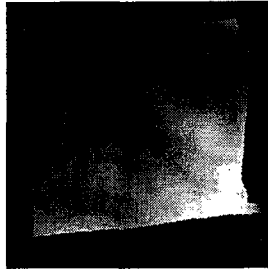
(c)굴곡지형의 불일치 맵 (d)굴곡지형의 DEM
(c)disparity map of mountain area (d)DEM of mountain area

그림 12 Kanade의 적응 윈도우 기법을 적용하여 구해진 영상
Fig. 12 Images result from adaptive windows technique of Kanade



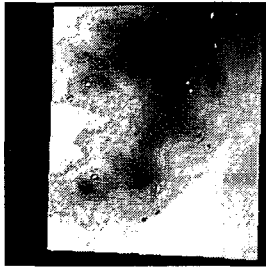
(a)평탄지형의 불일치 맵

(a)disparity map of plain area



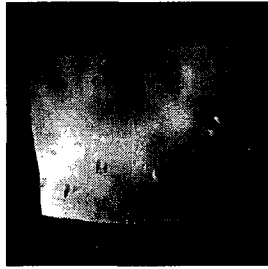
(b)평탄지형의 DEM

(b)DEM of plain area



(c)굴곡지형의 불일치 맵

(c)disparity map of mountain area



(d)굴곡지형의 DEM

그림 13 최소 윈도우 기법을 적용하여 구해진 영상

Fig. 13 Images result from minimal windows technique

그림 11은 평탄 지형과 굴곡 지형에 대해 전통적인 방법 즉 NCC, 다 해상도 기법, NSSR기법만을 사용하여 구성된 불일치 맵과 DEM이다. 그림 11에서 나타난 바와 같이 불일치 보간을 취하지 않은 전통적인 방법으로 구성된 불일치 맵은 많은 spike 형태의 오류를 포함하고 있다. 그에 따라 DEM에서도 많은 spike가 발생한다는 것을 볼 수 있다. 그림 12와 13은 Kanade의 적응 윈도우 기법 및 본 논문에서 제안된 기법을 평탄 지형과 굴곡 지형에 적용하여 얻은 불일치 맵과 DEM이다. 제안된 기법은 평탄 지형에서는 모든 spike가 완전히 제거 되어, spike가 약간 발생하는 Kanade의 기법보다 더 안정된 스테레오 정합이 되었음을 알 수 있다. 굴곡 지형에서는 제안된 기법에서도 약간의 spike가 나타나는데 이는 가려짐 현상에 의한 것으로 분석된다. 그러나 이러한 굴곡 지형에서조차도 Kanade의 기법보다 spike의 발생 빈도가 더 감소되었음이 관측된다.

표 2는 임계치 변화에 따른 제안된 방법의 DEM 오차를 나타낸다. 표 2에서 보듯이 평탄 지형의 경우 Laplacian 임계치 값이 5.0일 때 가장 정확한 DEM 결과가 관측되었으며 전통적인 방법보다 평균 오차에서 약 76.29%, rms 오차에서는 약 72.66%가 감소되었고, 적은 감소율이지만 적응 윈도우 기법보다도 평균 오차에서 약 4.76%, rms 오차에서는 약 13.93%가 감소되는 것을 볼 수 있다. 그러나 제안된 방법은 Kanade의 적응 윈도우 기법보다 현저하게 rms 오차가 개선이 되어 spike의 발생이 훨씬 줄어들음을 보여 주었다.

굴곡 지형은 평탄 지형에 비해 다소 오차 감소율이 적은 것을 볼 수 있는데 이런 결과는 굴곡 지형이 평탄 지형 보다 가려짐에 의한 오차가 크게 발생되어 특징이 없어 발생하는 오류가 상대적으로 적게 반영되기 때문이다. 굴곡 지형에서

는 Laplacian 임계치 값이 4.0일 때 전통적인 방법보다 평균 오차 44.98%, rms오차 41.96%가 감소되었다. 그러나 Kanade의 적응 윈도우 기법과 비교하면 평균 오차 및 rms 오차가 거의 비슷하게 나왔다. 이러한 이유는 굴곡지형의 오류가 대부분 가려짐에 의하기 때문이다. 이러한 굴곡지형에서 나타나는 오류인 가려짐 현상은 다 영상 스테레오 정합에 의해서만이 해결 될 수 있다고 사료된다.

표 2 임계치 변화에 따른 제안된 방법의 DEM 오차

Table 2 DEM error of the proposed method with respect to the change in threshold

지형 형태	구현방법	평균오차	RMS오차	
평탄 지형	전통적 방법	0.531724	4.029207	
	적응 윈도우 기법	0.132377	1.280133	
	제안된 방법	임계치 2.0	0.198990	1.503195
		임계치 2.5	0.186659	1.433306
		임계치 3.0	0.174453	1.370067
		임계치 3.5	0.137559	1.005553
		임계치 4.0	0.1444338	1.210876
		임계치 4.5	0.136572	1.170501
		임계치 5.0	0.126076	1.101758
임계치 5.5	0.126169	1.101895		
굴곡 지형	전통적 방법	1.031922	3.971879	
	적응 윈도우 기법	0.428206	2.438485	
	제안된 방법	임계치 2.0	0.965084	3.835891
		임계치 2.5	0.83068	3.45689
		임계치 3.0	0.694476	2.908473
		임계치 3.5	0.631445	2.68231
		임계치 4.0	0.558108	2.305143
		임계치 4.5	0.567789	2.412064
		임계치 5.0	0.569366	2.446569
임계치 5.5	0.567676	2.447019		

최소 윈도우 기법을 적용하여 최적의 DEM 추정을 위한 Laplacian 임계치 값은 평탄 지형과 굴곡 지형의 경우가 다르지만 실험에 의해 4.0 ~ 5.0의 값을 적용하면 가장 정확한 DEM을 얻을 수 있음을 확인 할 수 있다.

표 3은 제안된 최소 윈도우 기법을 여러 site에 적용한 결과로서 모든 site에서 전통적인 방법과 적응 윈도우 기법을 비교하였다. 표에서 볼 수 있듯이 대부분의 site에서 제안된 최소 윈도우 기법이 전통적인 방법과 적응 윈도우 기법을 적

용한 것 보다 좋은 결과를 얻을 수 있다. 또한 여러 site를 실험한 결과도 굴곡지형 보다는 평탄지형에서 20% 이상 더 좋은 수행결과를 얻을 수 있음을 확인 할 수 있다.

표 3 여러 다른 지형에 대한 전통적인 방법, 적응 윈도우 기법과의 결과비교

Table 3 Comparison of experimental results with the conventional method and adaptive window technique for the various terrains.

		오차	전통적인 방법	적응 윈도우 기법	제안된 방법
평탄 지형	Site 1	평균오차	0.531724	0.132377	0.126076
		RMS오차	4.0292007	1.280133	1.101758
	Site 2	평균오차	0.058603	0.048933	0.039742
		RMS오차	0.327174	0.189336	0.056965
굴곡 지형	Site 1	평균오차	0.524522	0.365480	0.317923
		RMS오차	2.341397	1.978309	1.661422
	Site 2	평균오차	1.031922	0.428206	0.567789
		RMS오차	3.971879	2.438485	2.412064

5. 결 론

본 논문에서는 스테레오 영상으로부터 구한 불일치 값으로 모델 발생 시 영상의 특징(feature)이 적으므로 해서 발생하는 DEM 오류 값을 검출하여 최적의 DEM을 추정하였다. 여기서 오류 DEM은 기준 영상과 목표 영상간의 상호 상관관계(cross-correlation)에 따른 불일치 맵(disparity map)을 이용하였고 윈도우 내에 특징이 없어서 발생하는 DEM 오류 값을 제거하기 위해 최소 윈도우 기법을 제안하여 이용하였다. 평탄 지형과 굴곡 지형의 임의의 한 개의 DEM을 전통적인 방법과 제안된 최소 윈도우 기법을 비교하면 평탄 지형의 경우 72.66% 이상, 굴곡 지형의 경우 41.96% 이상의 향상을 가져왔다. 또한 Kanade에 의해 제안된 적응 윈도우 기법과 제안된 방법의 비교 결과 spike의 출현을 더욱 감소시킬 수 있음을 입증 하였다. 이 결과로 본 논문에서 제안한 최소 윈도우 기법에 의한 DEM추정은 최적의 DEM을 구하는데 효과적이고 특히 영상의 특징이 많은 굴곡 지형보다는 영상의 특징이 적은 평탄 지형에 대해 적용을 했을 때에 더 효과적으로 적용될 수 있음을 실험을 통해서 알 수 있다.

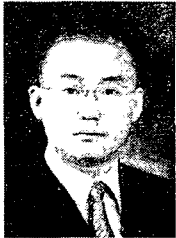
감사의 글

본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(R01-2002-000-00336-0)지원으로 수행되었음.

참 고 문 헌

- [1] T. Kanade and M. Okutumi, "A Stereo matching algorithm with adaptive window: Theory and experiment", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 16, no. 8, pp. 920-932, 1994.
- [2] Bernd Jahne, Horst Haubecker, "Handbook of Computer Vision and Applications", Academic Press. pp.411-449, 1999.
- [3] H. P. Moravec, "Towards automatic visual obstacle avoidance", in proc. Int. Joint Conf. Artif. Intell., MA, 584,
- [4] Howard Schultz "Terrain reconstruction from widely separated images", University of Massachusetts, Department of Computer Science Amherst.
- [5] Jen-Luc Lotti, Gerard Giraudon, "Adaptive Window Algorithm for Aerial Image Stereo", pattern recognition, vol 1, pp. 701-703, 1994. 1
- [6] Jae-Chul Kim, Byoung-Ho Kang, Maeng-Sub Cho, "Adaptive Hierarchical Stereo Matching Using Object Segmentation and Window Warping", IEEE International Conference on, vol. 4, pp. 2295-2300, 2001. 4
- [7] Howard Schultz, Edward M. Riseman, Frank R.Stolle, Dong-Min Woo," Error Detection and DEM Fusion Using Self-Consistency" 7th IEEE International Conference on Computer Vision 1999, Sept.
- [8] M. J. Hannah, "A system for digital stereo image matching", Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 55, no. 12, pp. 1765-1770, 1989. 12.
- [9] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital image processing", Addison-Wesley Pub, Co, pp. 580-586, 1992.
- [10] Milan Sonka, Vaclav Hlavac, Roger Boyle, " Image Processing Analysis and Machine Vision", PWS Pub. pp 448-483, 1998.
- [11] Howard Schultz, "Terrain Reconstruction from Widely Separated Images", Proc. SPIE, Vol. 2486, pp. 113-123, 1995.
- [12] 우동민, "적응적인 스테레오 경합 기법에 의한 3차원 지형 복원", 대한전기학회 논문집 47권 12호, pp. 2229- 2236,1998.
- [13] W. E. L. Grimson, "Computational experiment with a feature based stereo algorithm", IEEE Trans, Pattern Anal. Machine Intell., vol. 7, no. 1, pp. 17-34, 1985. 1.

저 자 소 개



김 동 규(金東奎)

1975년 8월 22일생. 2001년 명지대 공대 제어계측공학과 졸업. 2003 동 대학원 제어공학과 졸업. 현재 (주)뱅솔 전임연구원.

hp: 016-774-7857

Email: charlie@bangsol.com



우 동 민(偶東玟)

1958년 2월 6일생.1980년

연세대 공대 전자공학과 졸업.

1982년 동 대학원 전 자공학과 졸업(석사). 1987년 미국 Case Western Reserve University 전기공학과 졸업(공학). 1987년~1990년 LG산전(주) 연구소 선임 연구원. 1997년~1998년 미국 University

of Massachusetts 객원 연구원. 1990년~현재 명지대 공대 정보공학과 교수.

hp: 011-417-6469

Email: dmwoo@mju.ac.kr



이 규 원(李圭元)

1986년 2월 : 연세대학교 전자공학과 졸업. 1988년 2월 연세대학교 전자공학과 석사. 1998년 2월 연세대학교 전자공학과 박사. 1988년 2월~1989년 8월 LG산전(주)연구원. 1989년 9월~2000년 2월 한국 전자 통신 연구원 선임 연구원. 2000년 3월~현재 대전대학교 정보통신공학과

조교수. <관심분야> 멀티미디어검색, MPEG-7, 영상처리, Motion Analysis, 영상통신