

## Multi-Image Stereo Technique Using Self-Consistency

金 旻 石\* · 禹 東 玟\*\*  
(Min-Suk Kim · Dong-Min Woo)

**Abstract** - The ability to efficiently and robustly recover accurate 3D terrain models from sets of stereoscopic images is important to many civilian and military applications. To develop an effective and practical terrain modeling system, we propose a new multi-image stereo method which detect unreliable elevations in DEM(Digital Elevation Map), and fuse several DEMs from multiple sources into an accurate and reliable result. This paper focuses on two key factors for generating robust 3D terrain models: the ability to detect unreliable elevation estimates and the ability to fuse the reliable elevations into a single optimal terrain model. We apply the self-consistency methodology to reconstruct accurate DEM from multi-image and show the method is more effective than the conventional stereo image 3D reconstruction method. Using photo-realistic simulator, four synthetic images are generated from ground truth DEM and orthoimage to evaluate the accuracy of the proposed method quantitatively.

**Key Words** : terrain model, DEM, self-consistency, stereo, 3D reconstruction

### 1. 서 론

일반적인 3차원 재구성을 위한 스테레오 알고리즘은 특징 기반 방법[1,2]과 영역 기반 방법[3,4]으로 구별 될 수 있다. 3차원 재구성에서는 촘촘하게 배열된 격자 점에서 수치고도로 표현된 3차원 영역 모델이 발생되어야 하므로, 특징기반 방법보다는 상호 상관(cross-correlation)기법을 이용하는 영역기반 방법이 이용되어 왔다. Hannah의 다 해상도 기법[5]과 Pantone에 의해 제안된 NCC(Normalized Cross-Correlation) 및 NSSR(Narrow Search Sub-pixel Registration) 기법[6]의 기술들을 적용한 현재의 영역 기반 스테레오 해석기술은 매우 정교한 3차원 재구성을 실현할 수 있는 수준에 도달하였다. 하지만 이러한 다양한 방법들이 가지고 있는 문제점은 부분적인 실패율이 존재한다는 것이다. 즉 지면상의 먼지들이나 영상 센서의 잡음, 가려짐 현상, 광학 파라미터의 오설정 등의 많은 요소가 존재한다. 이러한 요소들을 모두 제거한다는 것은 거의 불가능하다. 특히 가려짐 현상은 2개의 영상을 사용하는 스테레오 정합에서는 피할 수 없는 본질적 문제점이다.

따라서 본 논문에서는 다중 영상 스테레오에 의해 상기 기술된 불확실성에 강한 DEM을 구하기 위한 새로운 융합기법을 제안하였다.

다중 영상 스테레오에 대해서는 점차 많은 연구들이 늘어나고 있는 추세이다. 영상 내 특징의 구조적인 관계(structural relationship)를 이용하는 방법[7,8]은 특징의 구조적인 속성은 시점에 불변이라는 사실 하에 구조적인 관계를 보존하는 최적의 정합을 탐색하는 것이다. 이와 같은 방법은 특징 기반에 근거한 방법으로 3차원 재구성과 같은 영역 기반 방법에는 적합하지 않다. 또 다른 방법인 다 영상 삼각 구도 법을 이용한 방법[9]은 3차원 좌표를 결정할 때, 각 영상들로부터 여러 선의 과 결정 방정식(overdetermined equation)으로 구하는 것으로 LSE(Least Squared Error)방식에 의해 최적의 좌표를 구한다. 하지만 결국 이 방식 또한 특징기반 방법에 근거한 것으로 3차원 재구성은 적합하지 않다. 또 다른 방식인 공간적인 동일성(coherence)을 이용하는 방법[10,11,12]은 다중 영상 스테레오에서 얻을 수 있는 여러 정합치들 중 급격히 차이가 나는 값을 오류로 간주, 제거하는 기법이다. 이때 정합오류를 제거하기 위해서 각 정합치가 다른 영상의 쌍으로부터 얻어진 정합치와 단순 비교 되는데 이러한 알고리즘의 체계성이 부족하다는 단점이 있다.

본 논문에서 제안한 방식은 공간적인 동일성(coherence)를 이용한 방법과 같이 정합오류를 검출하는 방식이지만 정합 오류의 검출에 있어서 Leclerc가 제안한 자기일치성(self-consistency)[13]을 이용한 체계적인 방법이다. 자기일치성은 겹쳐진 영상 쌍으로부터 생성된 한 쌍의 DEM의 일치성을 확인하는 것을 바탕으로 하고 있으며, 기준영상과 목표영상의 역할을 서로 달리 정했을 때 나타나는 두 개의 DEM의 차에 의해 간접적으로 DEM의 정확도를 평가하는 수단으로

\* 準 會 員 : 明 知 大 工 大 電 氣 情 報 制 御 工 學 部 碩 士 課 程

\*\* 正 會 員 : 明 知 大 工 大 電 氣 情 報 制 御 工 學 部 教 授 · 工 博

接 受 日 字 : 2000年 12月 7日

最 終 完 了 : 2001年 4月 16日

제안되었다. 본 논문에서는 이러한 자기 일치성을 이용하여 정합 오류를 검출하며, 신뢰도가 높다고 판정된 DEM 정보만을 융합하여 정확한 DEM을 추정하는 기법을 제안하였다. 이러한 제안된 방법의 효율성을 입증하기 위한 방법으로 두 영상을 이용한 일반적인 스테레오 3D 재구성 방법을 사용하여 본 논문에서 제안한 방법과 비교하였다. 또한 실험을 위한 자연 지형의 정확한 실제 값을 구하는 것이 매우 어렵기 때문에 본 논문에서는 주어진 DEM과 정사영상을 실제 값이라고 가정하고 이로부터 모의영상을 구성하고 이러한 모의 영상 쌍으로부터 구한 DEM을 실제값과 비교하는 photo-realistic simulator 기법을 채용하여 논문에서 제안한 방법의 정량적인 오차분석을 수행하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 이러한 DEM을 취득하기 위하여 사용된 스테레오 정합기법에 대하여 설명을 하고 3장에서는 다중 영상 기반 DEM 융합에 사용된 방법과 적용된 자기 일치성방식에 대하여 설명하였다. 그리고 4장에서는 실제적인 데이터와 실험 결과를 제시하며 5장에서는 본 논문의 결론을 보여준다.

## 2. 스테레오 정합

본 논문에서는 각 쌍의 스테레오 영상들로부터 개별적으로 3차원 재구성이 수행되어야 한다. 이를 위한 스테레오 영상 해석 기법은 다해상도 기법, NCC(Normalized Cross-correlation), NSSR(Narrow Search Sub-pixel Registration)을 채용하였다.

### 2.1 NCC

NCC(Normalized Cross Correlation)는 스테레오 영상정합의 기본적인 방법으로 epipolar sampling에 의해 resampling된 영상에서 불일치(disparity)를 구하는 과정이다. 기준 영상이  $R(i, j)$ 이고 목표 영상이  $T(i, j)$ 로 가정될 때, 불일치는 수평축에서만 발생되어, 식 (1)을 만족하는 불일치 map 이 구해져야 한다.

$$R(i, j) = T(i + D_i(i, j), j) \quad (1)$$

위의 식을 이용하여 불일치 map을 구할 때 불일치 값을 정하는 방법은  $N \times N$  윈도우에서 상호 상관 방법의 계수값이 최대인 지점으로 불일치 값을 정하게 된다. 윈도우 내 화소의 밝기에 무관한 상호 상관 값을 구하는 식은 다음과 같다.

$$\rho(i, j, \delta_i) = \frac{Covar[R(i, j), T(i + \delta_i, j)]}{\sqrt{Var[R(i, j)] \cdot Var[T(i + \delta_i, j)]}} \quad (2)$$

여기서  $Var[R(i, j)]$ 은 기준영상에서 화소좌표가  $(i, j)$ 를 중심으로  $N \times N$  윈도우 내부 화소값의 분산이고,  $Var[T(i + \delta_i, j)]$ 은 목표영상에서 화소좌표가  $(i + \delta_i, j)$ 를 중심으로  $N \times N$  윈도우내부 화소값의 분산이다.

$Covar[R(i, j), T(i + \delta_i, j)]$ 는 기준영상의  $(i, j)$ 와 목표영상의  $(i + \delta_i, j)$ 좌표를 중심으로  $N \times N$ 윈도우 내부 화소값의 covariance값이다.

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

$$Var[T(i + \delta_i, j)] = \frac{1}{N^2} \left[ \sum_{ii=i-(N-1)/2}^{i+(N-1)/2} \sum_{jj=j-(N-1)/2}^{j+(N-1)/2} (T(ii + \delta_i, jj) - E[R(i + \delta_i, j)])^2 \right] \quad (3)$$

$$Covar[R(i, j), T(i + \delta_i, j)] = \frac{1}{N^2} \left\{ \sum_{ii=i-(N-1)/2}^{i+(N-1)/2} \sum_{jj=j-(N-1)/2}^{j+(N-1)/2} (R(ii, jj) - E[R(i, j)]) \cdot (T(ii + \delta_i, jj) - E[T(i + \delta_i, j)]) \right\} \quad (4)$$

여기서  $E[R(i, j)]$ ,  $E[T(i + \delta_i, j)]$ 는 기준 영상과 목표 영상 내부  $N \times N$  윈도우 화소 값의 평균이다.

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

$$E[T(i + \delta_i, j)] = \frac{1}{N^2} \left[ \sum_{ii=i-(N-1)/2}^{i+(N-1)/2} \sum_{jj=j-(N-1)/2}^{j+(N-1)/2} T(ii + \delta_i, jj) \right] \quad (5)$$

위의 식들에 의해 결정된 탐색 구간 중 상호 상관 값이 가장 큰  $\delta_i$ 를 구하여 불일치 map  $D_i(i, j)$ 를 결정한다.

### 2.2 다 해상도 기법

다 해상도 기법은 영상의 해상도를 그림 1과 같이 역 피라미드의 형태로 줄여나가면서 해상도가 가장 낮은 영상에서부터 정합하여 해상도가 가장 좋은 영상까지 변환하면서 정확한 불일치를 결정하는 방법이다. 일반적인 영상의 경우 특징이 큰 것은 불일치가 크고 특징이 작은 물체는 불일치가 작다. 그러므로 해상도가 낮아지게 되면 특징이 작은 영역은 사라지게 된다. 그러나 고해상도에서는 특징이 작은 영역이 복원되기 때문에 불일치를 결정할 수 있다. 이러한 원리를 이용하여 해상도를 변환하면서 불일치를 결정하면 가장 정확한 불일치를 결정 할 수 있다.

### 2.3 NSSR

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

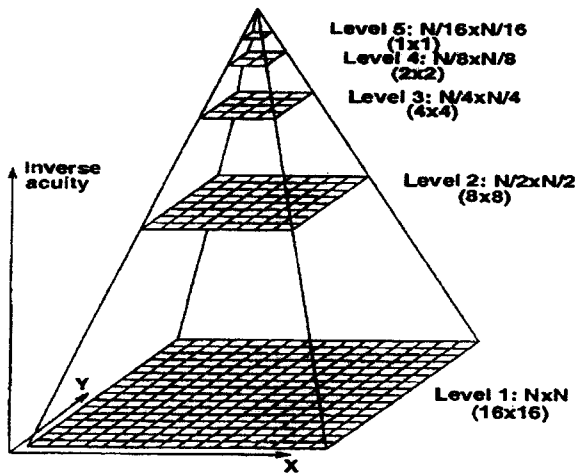


그림 1 다 해상도 기법 모델  
Fig. 1 Multi-resolution model

Gaussian이 사용되어 질 수 있다. 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. 각각의 데이터를  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ 로 나타내면, 각 점을 지나는 2차 포물선 방정식은 아래의 식과 같다.

$$\begin{aligned} ax_1^2 + bx_1 + c &= y_1 \\ ax_2^2 + bx_2 + c &= y_2 \\ &\vdots \\ ax_n^2 + bx_n + c &= y_n \end{aligned} \quad (6)$$

$$X = \begin{bmatrix} x_1^2 & x_1 & 1 \\ x_2^2 & x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^2 & x_n & 1 \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} \quad Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} XA &= Y \\ X^T X A &= X^T Y \\ A &= (X^T X)^{-1} X^T Y \end{aligned} \quad (8)$$

식 (8)에 의해 결정된  $a, b, c$ 로부터, 최적의 불일치 지점은 최대 극점으로서  $\delta_0 - \frac{b}{2a}$ 로서 구해진다.

### 3. DEM 융합 과정

본 논문에서는 DEM 융합 시 Leclerc가 제안한 자기 일치성 방법[13]을 사용하였다. 자기 일치성은 원래 DEM의 간

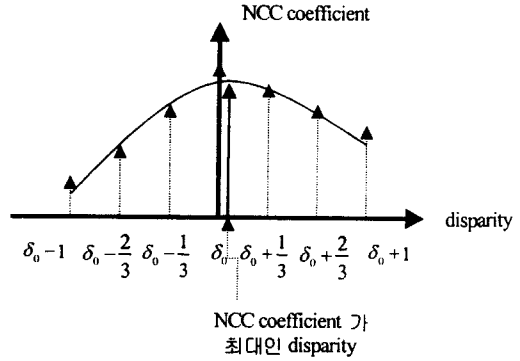


그림 2 2차 함수 보간 모델  
Fig. 2 Parabolic function interpolation model

접적인 정확도 측정에 사용되었던 것으로, 여러 DEM 값이 존재할 때 이들이 한 지점의 정확한 3차원 값을 반영한다면 이 값들이 일치된다는 자기 일치성의 이론에 의한 것이다. DEM 융합 과정에서 가려짐으로 발생하는 오류를 제거하기 위하여 본 논문에서는 자기 일치성을 DEM 융합을 위한 신뢰도의 기준으로 적용하였다. 하나의 스테레오 영상 쌍으로부터는 기준 영상과 목표 영상의 역할을 달리하여, 동일 지점에 대해 2개의 DEM이 생성된다. 이때 각 지점의 2개의 DEM 값의 차가 자기 일치성이 되어 이 2개의 DEM 값들의 신뢰도를 나타낸다. 본 논문에서는 일정 임계치를 적용하여 자기 일치성이 임계치 이하인 DEM만을 신뢰도가 높은 데이터로 간주하여 융합에 사용하고, 그외의 DEM은 융합 과정에서 제외하는 기법을 사용하였다.

자기 일치성 기법의 대략적인 내용은 다음과 같다. 먼저 스테레오 영상 쌍 영상 A와 영상 B로부터 획득한 지형의 높이 값을  $Z_{AB}$ 라 한다. 여기서 아래 첨자 첫 번째가 기준영상을 나타내며, 두 번째 첨자는 목표 영상을 나타낸다. 이  $Z_{AB}$ 는 실제 지형 높이  $Z^*$ 와 지형 오차  $\delta_{AB}$ 로 쓸 수 있다. 그러므로 두 개의 겹쳐진 영상 쌍 A, B로부터 획득한 지형 모델은 다음과 같이 표현이 가능하다.

$$Z_{AB} = Z^* + \delta_{AB}, \quad Z_{BA} = Z^* + \delta_{BA} \quad (9)$$

이렇게 계산된 두 개의 DEM의 차는 실제 지형  $Z^*$ 에 독립적인 수식으로 표현 할 수 있다.

$$Z_{AB} - Z_{BA} = \delta_{AB} - \delta_{BA} \quad (10)$$

위의 수식에서 좌측의 항에 절대값을 취한 값이 바로 자기 일치성이다. 그리고 우측의 항목은 지형 오차와 관련된 값이다. 이러한 수식으로 볼 때 자기 일치성과 지형오차와의 관계를 알 수 있다.

그림 3은 본 논문에서 제안한 자기 일치성과 DEM 정보의 오차와의 관계를 모의 영상에 의한 정량적 오차분석에 의해 나타낸 것이다. 그림에서 보는 바와 같이 자기 일치성이 커질수록 DEM의 오차 크기가 단조 증가하는 것을 볼 수 있다. 그러므로 본 논문에서 제안된 자기 일치성에 의한 오류 DEM 정보 검출의 당위성을 입증하고 있다.

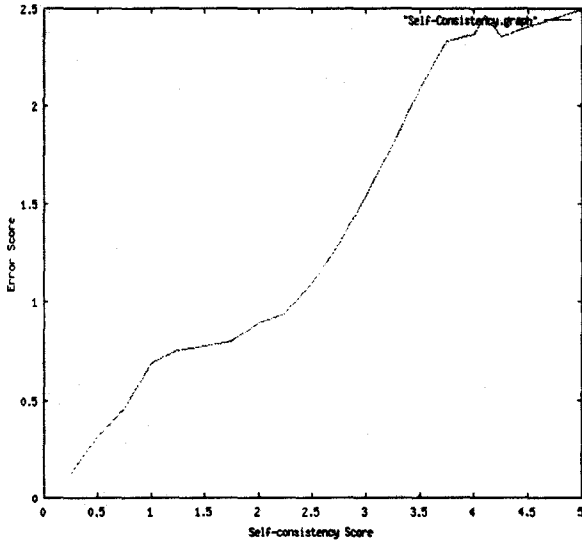


그림 3 자기 일치성 (self-consistency)과 지형 오차와의 관계  
Fig. 3 Relation between self-consistency and error

그림 4에서는 4개의 스테레오 영상에 대한 제안된 DEM 융합과정의 흐름도를 나타내고 있다. 4개의 영상의 경우 6쌍의 스테레오 영상 쌍이 존재하며 각 영상 쌍으로부터 2개의 DEM이 구성되어 자기 일치성이 결정된다. 본 논문에서는 자기 일치성이 임계치보다 큰 DEM 정보는 제거하며, 임계치 이하인 DEM 정보는 단순 평균치를 구함에 의해 하나의 DEM으로 융합하는 기법들을 사용한다. 이러한 결과 DEM은 정합의 오류가 없고 신뢰도가 높은 DEM 정보들만을 사용하여 평균값으로 구한 결과이므로 정합 오류에 강인하고 매우 정확한 DEM이다. 이러한 DEM 융합 과정 중 각 영상 쌍으로부터 구해진 모든 DEM의 자기 일치성이 허용 임계치보다 커서 제외된 경우가 발생할 수 있다. 이 경우는 가려짐이 없는 영상 쌍이 존재하지 않는 경우로 볼 수 있다. 이때는 주변의 DEM 값들로부터 보간(interpolation)기법을 적용하여, DEM 정보를 구하였다. 이때 보간 기법에는 5×5 윈도우를 적용하였다.

4. 실험 및 결과 고찰

논문에서 진행되는 실험의 흐름도를 다음의 그림5와 같이 제시하였다. 실험의 진행은 다음과 같다. 먼저 실제값 DEM과 정사 영상을 이용하여 photo-realistic simulator의 단계를 적용하여 모의 영상 4개를 생성시킨다. 그 후 각 모의 영상으로부터 DEM<sub>RT</sub>와 DEM<sub>TR</sub>을 구한 후, 구해진 각 DEM쌍들에 자기 일치성 기법을 적용시켜 구해진 DEM 정보를 이용하여 DEM을 융합한다. 이렇게 구해진 DEM을 추정 DEM이라 하고 이 DEM을 실제값 DEM과 비교하여 정량적 오차분석을 수행하는 것이다. 이때 실제값 DEM과 정사영상을 이용하여 모의영상을 생성하는데 적용된photo-realistic simulator는 정량적인 오차분석을 위해 적용되었다. 이러한 기법이 사용된 이유는 실험에 사용된 영상의 실제 고도 정보를 취득하는 것은 매우 어렵고, 구해진 DEM의 정량적인 오차분석이 힘들기 때문이다. 따라서 본 논문에서는

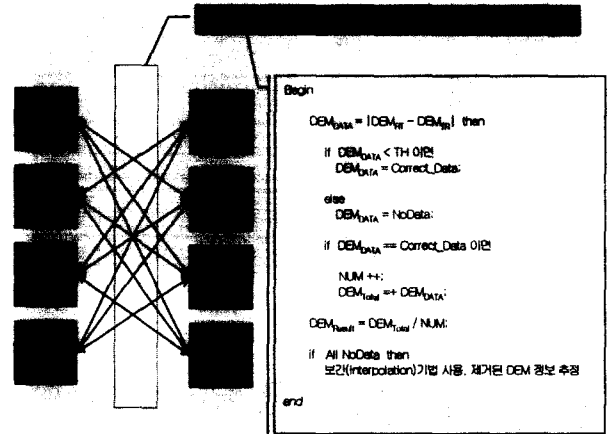


그림 4 자기 일치성(Self-Consistency)융합 기법의 흐름도  
Fig. 4 Algorithm of self-consistency fusion

주어진 DEM과 정사 영상을 실제값(ground truth)이라는 가정 하에 이로부터 photo-realistic simulator을 이용하여 모의 영상을 구성하고 각 영상 쌍으로부터 구한 DEM을 초기에 가정된 실제값과 비교하는 기법을 채용하여 정량적인 오차분석을 수행하였다.

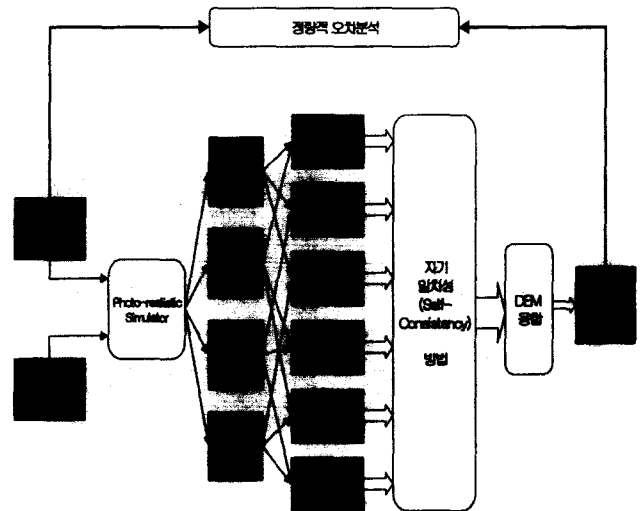


그림 5 실험 흐름도  
Fig. 5 Experiment process

그림 6은 실험에 사용되는 Site 1과 Site 2의 기존에 확보된 실제값 DEM과 정사영상이다. 실험에 적용된 영상은 2048 × 2048 해상도 크기의 영상을 사용하였다. 적용된 영상의 실제적인 지형은 Site 1의 경우는 지형의 굴곡이 적고, Site 2의 경우는 지형의 굴곡이 심한 지형이다. 실험 그룹을 두 부분으로 나눈 이유는 평탄한 곳에서는 가려짐 오류가 발생할 확률이 적지만 지형의 굴곡이 심한 부분에서는 가려짐 오류가 발생할 확률이 높기 때문에 실험 결과를 입증하기 위한 것이다.

그림 6의 기존에 확보된 DEM과 정사영상을 이용하여 실제값이라는 가정 하에 photo-realistic simulator를 이용하여 발생시킨 Site 1과 Site 2의 4개씩의 모의영상이 그림 7에

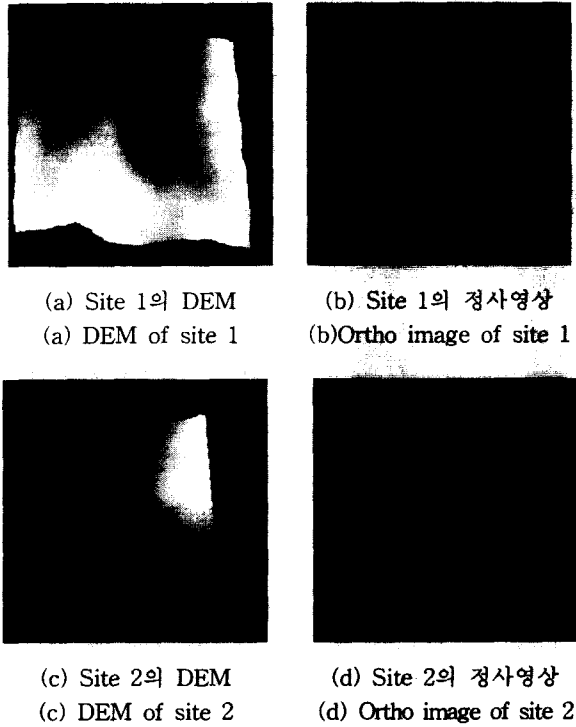


그림 6 DEM과 정사영상

Fig. 6 Ground truth DEM and Ortho image

나타난다.

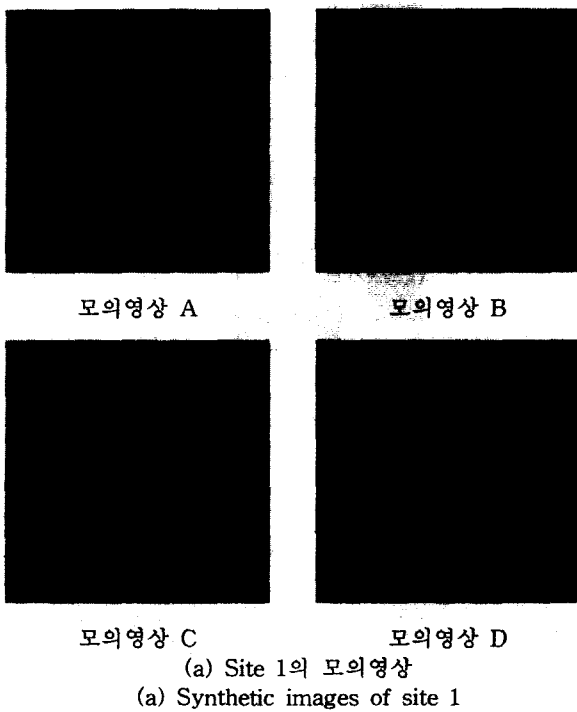


그림 8은 본 논문에서 제시한 자기 일치성 기법을 적용한 각각의 실험 영상들로 임계치 값의 변화에 따른 가려짐 현상의 발생의 상태를 확인할 수 있다. 각각의 자기 일치성 임계치를 0.1, 0.2, 0.4를 적용함에 따라 오류로 판정된 부분

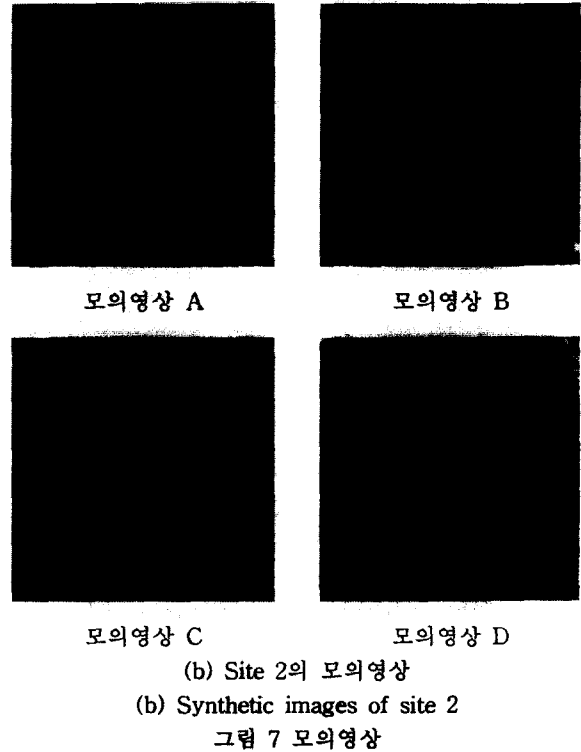


Fig. 7 Synthetic images

의 발생이 현저히 감소하는 것을 알 수 있다. 이때 나타나는 검은 점들은 허용된 임계치 이상을 가지는 신뢰할 수 없는 DEM 정보로 인식되어 제거된 부분이다.

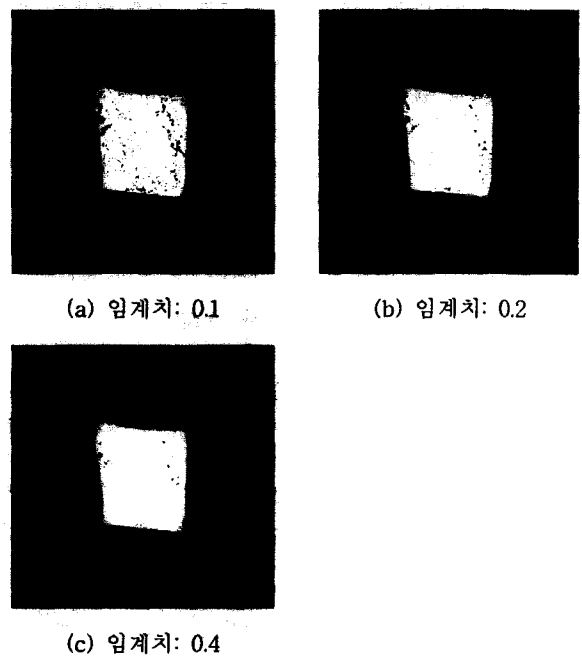


그림 8 자기 일치성 실험에 의해 오류로 판정된 결과  
Fig. 8 Result determined as error by self-consistency test

이러한 자기 일치성 기법을 적용하여 DEM을 융합한 결과를 구한 영상이 그림 9와 같다. 제시된 영상 중 NoData는

6개의 영상 쌍에서 자기 일치성에 의해서 모든 DEM이 오류로 판정된 부분을 나타내는 영상이다. 즉 검은 점들이 나타내는 곳은 올바른 DEM 정보가 존재하지 않는 곳으로 판정된 곳이다. 이러한 DEM 정보는 DEM을 융합할 때 보간 기법을 적용하여 DEM 정보를 추정하였다. DEM으로 나타난 영상은 Site 1, Site2에 대해 제안된 기법을 이용하여 최종적으로 융합한 DEM이다.

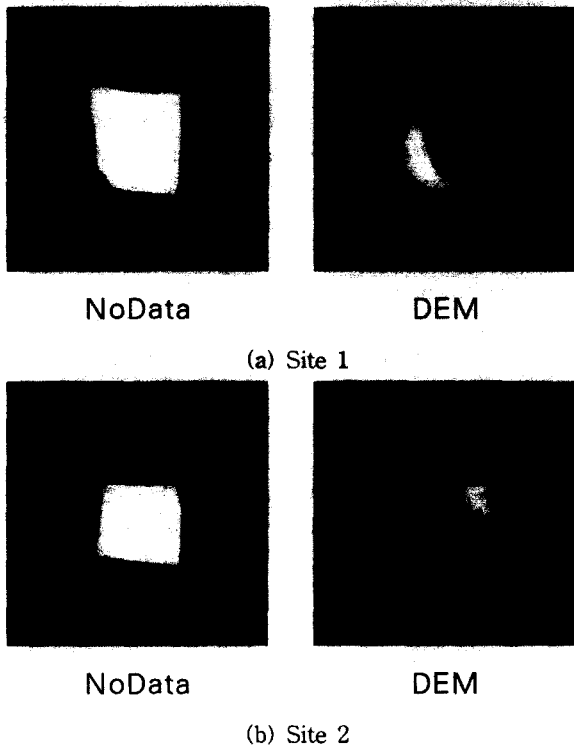


그림 9 자기 일치성에 의해 융합된 DEM  
Fig. 9 DEM fused by self-consistency

표 1은 제안된 방법과 전통적인 스테레오 방법을 Site1, Site 2에 대해 실험하여 정량적인 오차를 구한 결과이다. 비교의 기준이 되는 전통적인 스테레오 방법은 Hannah의 다해상도 기법[5]과 Pantone에 의해 제안된 NCC(Normalized Cross-Correlation) 및 NSSR(Narrow Search Sub-pixel Registration) 기법[6]의 현재 3차원 재구성 시스템에서 일반적으로 널리 사용되는 기술들을 적용한 방법이다. 4개 모의 영상으로부터 전통적인 스테레오 방법은 12개의 DEM이 생성되며, 12개의 DEM에 대해 정량적 오차를 구한 결과 모든 DEM에서 평균 고도 오차(meter)가 Site 1의 경우, 0.164358~0.172314, Site 2의 경우, 0.175463~0.181982 였다. 표 1에 나타난 값은 이들을 평균한 값이다. 굴곡이 많은 Site 2가 Site 1에 비해 큰 오차가 나타나는데, 가려짐에 의한 요인이 더 많음을 알 수 있다. rms 고도 오차는 Site 2가 훨씬 더 큰 오차를 보이는데, 이는 전반적인 오차보다는 spike 형태의 오차가 많음을 알 수 있고, 이는 거의 가려짐에 의해 기인된다고 분석된다. 제안된 자기일치성을 이용한 다중 영상 기반 3D 재구성 기법의 결과에서 보면 평균 고도 오차가 전통적인 스테레오 방법에 비해 18% (Site 1), 22% (Site 2)로 정확도가 개선되었다. rms 고도에 있어서도 전통적인 스테레오

테레오 방법에 비해 18% (Site 1), 24 % (Site 2)로 정확도가 개선되었다. 이러한 향상은 여러 DEM을 융합함에 있어서 특히 가려짐의 요인이 제거되었기 때문이라고 사료된다. 또한 제안된 기법에 의한 결과는 평균 고도 오차 및 rms 고도 오차에 있어서 Site 1과 Site 2의 차이가 거의 나타나지 않는데, 이는 제안된 방법이 정합오류에 강인한 DEM을 구성한다는 것을 입증하고 있다.

표 1 전통적인 스테레오 방법과 제안된 방법의 결과비교표.

Table 1 Result table of the conventional stereo method and the proposed method.

|               | 두 영상을 이용한 스테레오 정합 방법 (평균 값) |           | 자기 일치성 방법을 이용한 영상 기반 3D 재구성 기법 |           |
|---------------|-----------------------------|-----------|--------------------------------|-----------|
|               | 평균 고도 오차                    | rms 고도 오차 | 평균 고도 오차                       | rms 고도 오차 |
| Site 1 (평지지형) | 0.168943                    | 0.431789  | 0.138655                       | 0.354271  |
| Site 2 (굴곡지형) | 0.178652                    | 0.541248  | 0.140892                       | 0.416193  |

5. 결 론

3D 재구성 알고리즘 구성시 DEM의 융합방법이 매우 중요하다. 특히 다중 영상의 경우 여러 영상에서 동일지역의 영상을 다수 취득할 수 있기 때문에 그만큼 신뢰할 수 있는 자료를 많이 취득할 수 있으며, 정확한 DEM을 얻기 위해서는 여러 영상에서 추출한 올바른 정보를 어떻게 하면 효과적으로 융합할 수 있는가는 필연적인 연구 방향이다. 본 논문에서는 자기 일치성 방법을 이용하여 DEM 융합하는 방법을 제안하였다, 이 방법은 자기일치성에 의해 DEM 정보의 신뢰도를 평가하여 체계적인 오류의 배척이 가능한 방법이다. 실험에서는 일반적인 두 영상을 이용한 전통적인 스테레오 방식과 제안된 방법을 비교하였다. 제안된 방법은 전통적인 스테레오 방식에 비해 20%정도의 정확도가 개선된 DEM을 추출하는 것이 관측되었으며, 지형의 굴곡에 관계없이 항상 일정한 오차의 DEM을 생성하여 제안된 방법이 정합오류에 강인한 DEM을 구성한다는 것을 입증하였다. 향후 연구방향으로는 DEM 오류의 체계적인 분석을 통해서 평균에 의한 DEM 융합보다 개선된 융합기법의 연구가 수행되어야 할 것으로 생각된다.

감사의 글

본 연구는 한국과학재단 2000년도 국제공동연구 지원사업에 의한 결과임.

참 고 문 헌

[1] Takeo Kanade and Masatoshi Okutomi, "A Stereo Matching Algorithm with an Adaptive Window: Theory and Experiment," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 16, no. 9, pp. 920-932, Sept 1994.

[2] Ayache, N. B, Faverjon. "Efficient Registration of Stereo Images by Matching Graph Description of Edge Segments," *Int'l J. Computer Vision*, pp. 107-131, 1987.

[3] Agouris, Peggy, T. Schenk, "Automates Aerotriangulation Using Multiple Image Multipoint Matching," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. LXII, no. 6, pp. 703-710, June 1996.

[4] Fua, P, Y. G. Leclerc, "Taking Advantage of Image Based and Geometry Based Constraints to Recover 3D Surfaces," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 64, no. 1, pp. 111-127, 1996.

[5] M. J. Hannah, "A System for Digital Stereo Image Matching," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 55, no. 12, pp. 1765-1770, 1989. 12.

[6] D. J. Panton, "A Flexible Approach to Digital Stereo Mapping," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 44, no. 12, pp. 1499-1512, 1978. 12.

[7] H. S. Lim, T. O. Binford, "Structural Correspondence in Stereo Vision," *Proc. DARPA Image Understanding Workshop*, Cambridge, MA, pp. 794-808, 1988.

[8] R. Horaud, T. Skordas, "Stereo Correspondence Through Feature Grouping and Maximal Cliques," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(11): 1168-1180, 1989.

[9] George T. Chou, Seth Teller, "Multi-Image Correspondence using Geometric and Structural Constraints," *in Proc. 1997 Image Understanding Workshop*, pp. 869-874, May 1997.

[10] R. T. Collins, "A Space-Sweep Approach to True Multi-Image Matching," *Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, San Francisco, CA, pp. 358-363, 1996.

[11] M. Herman, T. Kanade, "Incremental Reconstruction of 3D Scenes from Multiple Complex Images," *Artificial Intelligence*, 30(3): 289-341.

[12] H. H. Baker, R. C. Bolles, "Generalizing Epipolar-Plane Image Analysis on the Spatiotemporal Surface," *International Journal of Computer Vision*, 3:33-49, 1989.

[13] Yvan G. Leclerc, Q-Tuan Luong and P. Fua, "Self-Consistency: A Novel Approach to Characterizing the Accuracy and Reliability of Point Correspondence Algorithms," *1998 DARPA Image Understanding Workshop, Monterey*.

저 자 소 개



김민석(金旻石)  
 1999년 명지대 전기전자공학부 졸업. 2001년 명지대 정보제어공학부 석사 졸업. 현재 (주)머큐리 중앙연구소 전송시스템 연구실 연구원.  
 Tel : 031-330-6469  
 E-mail : tank27@nownuri.net



우동민(禹東玟)  
 1958년 2월 6일 생. 1980년 연세대 전자공학과 졸업. 1982년 동 대학원 전자공학과 졸업(석사). Case Western Reserved Univ. Electrical Engineering(Ph.D). 현재 명지대 정보제어 공학과 교수.  
 Tel : 031-330-6469  
 E-mail : dmwoo@wh.myongji.ac.kr