

2단계 스테레오 정합기법을 이용한 DEM 추정

DEM Estimation Using Two Stage Stereo Matching Method

南昌祐* · 禹東玟**

(Chang-Woo Nam · Dong-Min Woo)

Abstract - A stereo matching has been an important tool for reconstructing three dimensional terrain. By using stereo matching technique, DEM(Digital Elevation Map) can be generated by the disparity from a reference image to a target image. Generally disparity map can be evaluated by matching the reference image to the target image and if the role of the reference and the target are interchanged, a different DEM can be obtained. In this paper, we propose a new fusion technique to estimate the optimal DEM by eliminating the false DEM due to occlusion. To detect the false DEM, we utilize two measure of accuracy: self-consistency and cross-correlation score. We test the effectiveness of the proposed methods with a quantitative analysis using simulated images. Experimental result indicate that the proposed methods show 24.4% and 33.1% improvement over either DEM.

Key Words : stereo matching, digital elevation map, self-consistency, cross-correlation score

1. 서 론

항공영상과 같은 고 해상도의 디지털 영상은 3차원 지형 정합 분야에 유용하게 적용될 수 있다. 응용분야의 목적은 광범위한 위치와 각도에서 촬영된 영상으로부터 효과적이고 정확하게 복원하는데 있으며, 방위 및 GIS(Geometric Information System) 사업의 핵심인 항공 및 위성영상에 의한 정확한 지도 제작에 적용되고 있다. 이러한 3차원 지형 복원에는 epipolar 변환, 스테레오 정합, 모델 발생 3단계를 통해서 생성되며 특히 스테레오 정합(stereo matching)[3][9]은 3차원 지형 재구성에서 매우 중요한 역할을 한다. DEM(Digital Elevation Map)은 스테레오 정합과정에서 한 영상 $I_R(i, j)$ 과 다른 영상 $I_T(i, j)$ 의 불일치 맵으로부터 구해진다[2][7]. 일반적으로 한 영상을 기준영상이라 하고 다른 영상은 목표영상이라 하여 기준영상에서의 화소(pixel) (i, j) 는 목표영상의 화소 $(i + D_x(i, j), j)$ 로 정합되어 DEM을 생성한다. 이러한 정합과정에서 기준영상과 목표영상의 역할을 바꾸면 다른 DEM을 얻을 수 있다.

그림 1의 예에서 보면 검게 칠해진 부분에서 가려짐(occlusion)이 발생되며 (a)를 기준영상으로 하고 (b)를 목표영상으로 할 때에 검은 부분은 목표영상에서 찾을 수 없는 값이므로 모델 발생에서 오류 값을 갖게 된다.

그 역할을 바꿨을 경우 기준영상인 우측영상의 검은 부분은 존재하지 않는 부분으로 스테레오 정합에서 가려짐(occlusion) 부위의 불일치가 구해지지 않고 모델발생에서 보간(interpolation)에 의한 값을 갖게 된다.

기존 방식들에 의해 DEM을 구하는 방법은 기준영상과 목표영상으로부터의 DEM_{RT} , 또는 그 역할을 바꾸어서 구하여진 DEM_{TR} 중 단순히 하나를 선택하는 것이다 [4][10][13]. 본 논문에서는 역할을 다르게 하여 구해진 두 개의 DEM으로부터 가려짐에 의한 오류를 제거하여 최적의 DEM을 추정하는 기법을 연구하였다. 가려짐에 의한 오류를 검출하는 기준으로는 두 가지 방법을 이용하였는데, Leclerc, Luong과 Fua에 의해 처음으로 소개된 자기 일치성(self-consistency)[6]와 정합과정에서 나타나는 상호상관 정합점수(cross-correlation matching score)[12]를 이용하였다. 여기서 Leclerc, Luong과 Fua에 의한 자기 일치성은 구해진 DEM의 정확도를 간접적으로 평가하기 위해 쓰였던 것으로 본 논문에서는 가려짐(occlusion)에 의한 오류가 있는 DEM 검출을 위해 채용하였다.

스테레오 정합을 위해서 본 논문은 영상 영역간의 상호상관을 사용하는 방법인 NCC(Normal Cross Correlation)

[11]와 종래의 경계선 검출 등의 응용에 자주 사용되었던 계층화 영상 데이터 구조인 다해상도 기법(multi resolution)

[10]을 사용하였다. 또한 실험을 위한 자연 지형의 정확한 실제 값(ground truth)을 구하는 것이 매우 어렵기 때문에 본 논문에서는 주어진 DEM과 정사영상(ortho image)을 실제 값(ground truth)이라고 가정 하에 이로부터 모의 영상을 구성하고 영상 쌍으로부터 구한 DEM을 가정된 실제 값과 비교하는 기법[1]을 채용하여 제안된 방법의 정량적인 오차

* 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 副教授 · 工博

接受日字 : 2000年 9月 29日

最終完了 : 2000年 11月 21日

분석을 수행하였다.

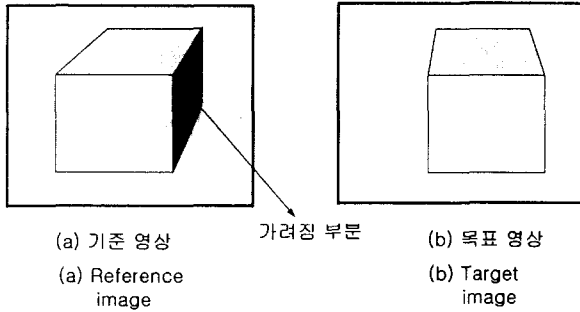


그림 1 가려짐 발생
Fig 1 Occlusion occurrence

2. 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.

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

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

$$I^R(i, j) \leftarrow I^T(i + D_x(i, j), j) \quad (2)$$

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.

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

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

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

$$Var[I^T(i + \delta i, j)] = \frac{1}{N^2} \left[\sum_{\substack{\bar{i}=i-(N-1)/2 \\ \bar{j}=j-(N-1)/2}}^{i+(N-1)/2} \sum_{\substack{\bar{j}=j-(N-1)/2 \\ \bar{i}=i-(N-1)/2}}^{j+(N-1)/2} (I^T(\bar{i} + \delta i, \bar{j}) - E[I^T(i + \delta i, j)])^2 \right] \quad (5)$$

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

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

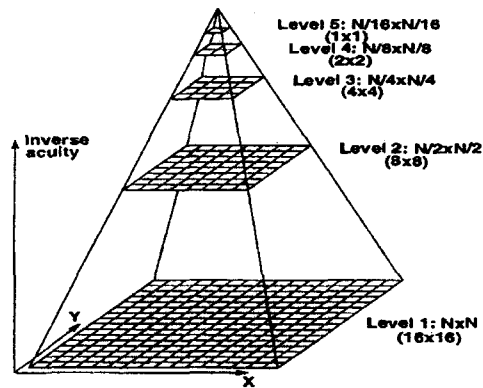
$$E[I^R(i, j)] = \frac{1}{N^2} \left[\sum_{\substack{\bar{i}=i-(N-1)/2 \\ \bar{j}=j-(N-1)/2}}^{i+(N-1)/2} \sum_{\substack{\bar{j}=j-(N-1)/2 \\ \bar{i}=i-(N-1)/2}}^{j+(N-1)/2} I^R(\bar{i}, \bar{j}) \right] \quad (7)$$

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

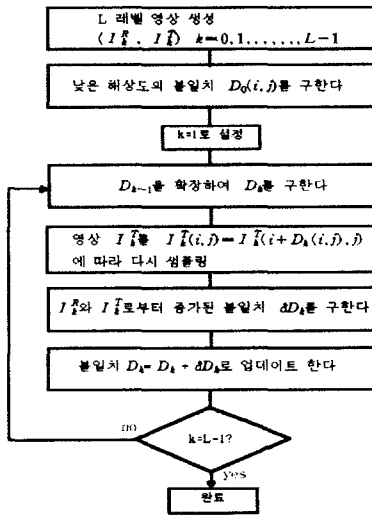
결정된 탐색 구간 중 상호상관 계수 값이 가장 큰 δi 를 구하여 불일치 값 $D_x(i, j)$ 를 결정한다.

3. 다해상도 기법 (Multi-resolution scheme)

경계선 검출 등의 응용에 자주 사용되던 계층화 영상 데이터 구조인 피라미드(pyramid)를 Hannah[10]는 3차원 스테레오 영상 정합 과정에 적용하였다. 다 해상도 기법은 영상의 해상도를 그림 2의 (a)처럼 역 피라미드의 형태로 줄여서 해상도가 가장 낮은 영상에서 서부터 해상도가 가장 좋은 영상까지 변환하면서 정합하여 정확한 불일치(disparity)를 결정하는 방법이다. 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 사라진다. 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



(a) 다 해상도 기법 모델
(a) Multi-resolution model



(b) 다 해상도 기법 알고리즘
(b) Multi-resolution algorithm

그림 2 다 해상도 기법모델과 알고리즘
Fig. 2 Multi-resolution model and algorithm

해상도를 줄이기 위해서는 이전 해상도에서 저역 통과 필터를 이용하여 해상도를 줄여 나간다. 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)[5][8]을 이용하여 원 영상을 다음과 같이 convolution 시켜서 해상도를 줄여간다.

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

$$= I_{k-1}^R(i, j) * G(i, j)$$

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

$$= I_{k-1}^T(i, j) * G(i, j)$$

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.

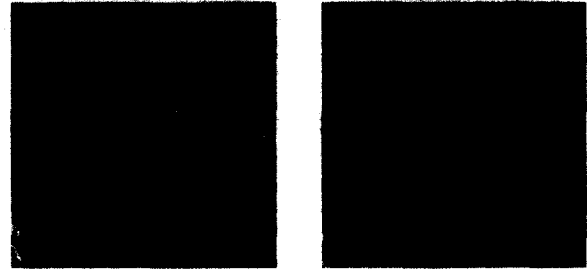
$$I_{k-2}^T(i, j) \leftarrow I_{k-1}^T(i + D_{k-1}(i, j), j) \quad (13)$$

이 과정을 $[I_0^R(i, j), I_0^T(i, j)]$ 의 가장 해상도가 좋을 때까지 계속한다.

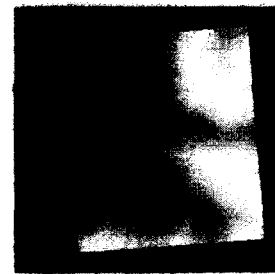
불일치 값은 전 단계까지의 불일치 값에 그 단계의 불일치 증분을 합하여 다음 단계 목표영상을 다시 샘플링하고 불일치 값을 갱신한다.

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

그림 3에서 (a), (b)는 항공영상 쌍이고 (c)는 (a)(b)로부터 다 해상도 기법을 이용하여 얻어진 불일치 값을 나타내는 영상으로 어두운 부분은 불일치 값이 작고 밝은 부분은 불일치 값이 크다.



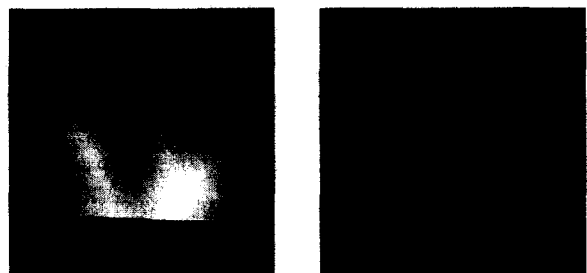
(a) 기준영상
(a) Reference image
(b) 목표영상
(b) Target image



(c) 불일치 맵
(c) Disparity map

그림 3 Ground truth 생성을 위한 두 영상과 불일치 맵
Fig. 3 Two images and disparity map for generating ground truth

그림 4는 그림 3의 (c) 불일치 맵으로부터 구하여진 DEM과 정사영상이며, 여기서의 DEM과 정사영상을 실제 값으로 가정하고 모의영상제작(photo-realistic simulator)[1]에 의한 기법을 사용하여 실험을 위한 모의 스테레오 영상을 생성하였다.



(a) DEM
(a) DEM
(b) 정사영상
(b) ortho image

그림 4 DEM과 정사영상
Fig. 4 DEM and ortho-image

4. 최적의 DEM 추정기법

역할을 다르게 하여 구해진 두 개의 DEM으로부터 가려짐에 의한 오류를 제거하여 최적의 DEM을 추정하는 기준으로 2가지를 제안하였다. 첫째 기준은 Leclerc, Luong과 Fua에 의해 처음으로 소개된 자기 일치성(self-consistency)을 이용한 한 것이고, 또 다른 기준은 정합과정에서 나타나는 상호상관 정합점수(cross-correlation matching score)를 이용한 것이다. 제안된 2가지 방법은 가려짐에 의한 오류가 있는 DEM을 검출하고 융합함으로써 최적의 DEM을 추정할 수 있는데 이러한 순서도를 나타내면 아래 그림 5와 같다.

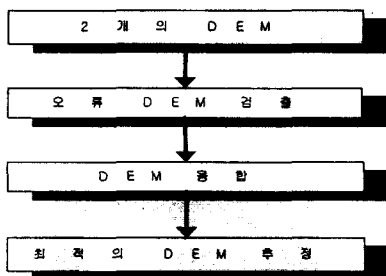


그림 5 최적의 DEM추정 알고리즘
Fig. 5 Estimation algorithm for DEM

4.1 오류 DEM 검출

영상 A에서의 화소 (i, j) 와 영상 B에서의 화소 $(i + D_{AB}(i, j), j)$ 가 같은 표면 위치에 영사될 때의 불일치 $D_{AB}(i, j)$ 를 생성하는 영상 정합 알고리즘을 생각해 본다. 여기서 A는 기준영상을, B는 목표영상을 나타내며 A와 B의 역할을 바꿈으로서 영상 B에서의 화소 (i, j) 와 영상 A에서의 화소 $(i + D_{BA}(i, j), j)$ 가 같은 표면 위치에 영사될 때의 두 번째 불일치 $D_{BA}(i, j)$ 를 구할 수 있다. 불일치 맵은 비선형적이고 적응방식으로 계산되기 때문에 일반적으로 $D_{AB}(i, j)$ 와 $D_{BA}(i, j)$ 는 같은 DEM을 생성하지 않는다. 자기 일치성은 겹쳐진 영상 쌍으로부터 생성된 한 쌍의 DEM의 일치성을 확인하는 것을 바탕으로 하고 있으며 두 DEM에서 기준영상과 목표영상의 이원성을 비교함으로써 불일치 오류를 발견하는 수단으로 사용된다. 영상 A와 B로부터 획득한 지형의 높이 값을 Z_{AB} 라 하고 여기서 아래 첨자 첫 번째를 기준영상이라 하고 두 번째는 목표영상을 말한다. Z_{AB} 는 실제 지형 높이 Z^* 와 지형 오차 δ_{AB} 로 쓸 수 있으며 두 개의 겹쳐진 영상 A, B로부터 획득한 지형 모델은 다음과 같다.

$$Z_{AB} = Z^* + \delta_{AB} \quad , \quad Z_{BA} = Z^* + \delta_{BA} \quad (15)$$

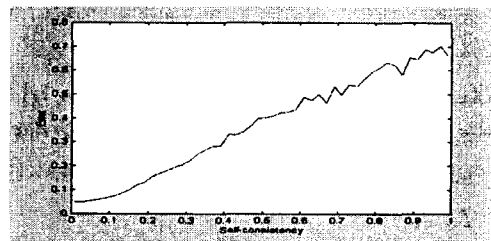
두 개의 계산된 DEM의 차는 실제 지형 Z^* 에 독립적인 수

식으로 표현 할 수 있다.

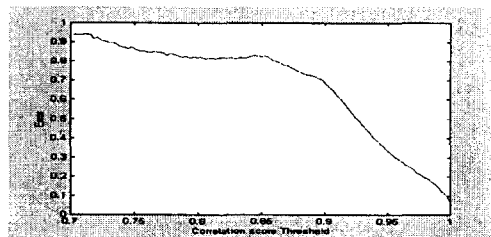
$$Z_{AB} - Z_{BA} = \delta_{AB} - \delta_{BA} \quad (16)$$

수식(16)에서 좌측의 절대값이 자기 일치성이며 우측은 지형 오차와 관련된 값인데, 이론적으로 2개의 DEM 중 하나가 오류 DEM이면 나머지 하나는 보간에 의한 값이므로 큰 값으로 나타나게 된다. 그림 6의 (a) 그래프는 실험에서 사용된 정량적 분석에 의한 자기 일치성과 오차의 관계를 보여준다. 여기서 보여지는 바와 같이 자기 일치성이 클수록 오차 값이 커짐을 볼 수 있으므로 자기일치성을 DEM 오류검출의 한 기준으로 사용할 수 있음을 알 수 있으며 자기 일치성이 정해진 임계치 이상인 DEM에 대해 오류로 검출하게 된다.

상호상관 점수를 구해진 DEM의 각 좌표에 대한 신뢰도의 기준으로 사용하기 위해, 스테레오 정합에서 얻어진 상호상관 점수를 정사좌표에 맞게 보간하였다. 보간된 상호상관 점수가 높을수록 실제 지형에 대해 유사성 신뢰도가 높다는 것을 알 수 있는데, 그림 6의 (b) 그래프는 상호상관 점수와 오차의 관계를 나타내고 있다. 상호상관 점수가 클수록 오차 값이 감소하는 것을 볼 수 있으며 즉 실제 지형의 높이와 더 근사하다는 것을 알 수 있다. 따라서 상호상관 점수가 임계치 이하의 값을 가지게 되면 오류 DEM으로 판단한다.



(a) 오차와 자기 일치성의 관계
(a) Relation between error and self-consistency



(b) 오차와 상호상관 점수의 관계
(b) Relation between error and cross correlation score

그림 6 자기 일치성과 상호상관 점수 그래프
Fig. 6 Graph of self-consistency and cross correlation

4.2 DEM 융합

본 논문에서는 자기 일치성과 상호상관 점수를 이용한 2

가지 융합 방식에 의해 정확한 DEM을 생성하는데 적용하는 알고리즘을 구현한다. 그림 7에서 (a)는 자기 일치성(self-consistency)융합 알고리즘이고 (b)는 상호상관 점수(cross-correlation matching score) 융합 알고리즘이다. DEM_{RT} , DEM_{TR} 은 기준영상과 목표영상의 역할을 바꾸었을 때 생성되는 두 개의 DEM을 나타내고 각 DEM에 대한 상호상관 점수를 CC_{RT} , CC_{TR} 라 한다. 그리고 최적의 DEM 결과를 DEM_{FUS} 라고 표현하며 자기 일치성의 임계치와 상호상관 점수의 임계치를 각각 T_{Self} 와 T_{CC} 로 표현한다.

T_{Self} 는 자기일치성(self-consistency)의 식 $Z_{AB} - Z_{BA} = \delta_{AB} - \delta_{BA}$ 로부터 구하여진 오차 값, 즉 두 지형 영상 DEM_{RT} , DEM_{TR} 간의 차이를 나타내는데 실험적으로 $0.3\text{ cm} \sim 100\text{ cm}$ 범위에서 값을 증가시키면서 T_{Self} 로 정하게 되고 T_{CC} 도 이러한 방법으로 상호상관 관계 점수가 0.7이상 시에 그 부분에 대한 값의 신용도가 있으므로 T_{CC} 값을 0.7 ~ 1.0까지 증가 시켜서 T_{CC} 로 정한다. 이 값으로 구하여진 DEM과 실제 지형 값과의 오차를 가장 적게 하는 T_{Self} 와 T_{CC} 를 융합한 DEM_{FUS} 을 구하는 값으로 정한다.

두 개의 DEM이 모두 오류가 아닌 경우에는 보다 더 정확한 DEM 구성을 위해 두 값을 평균하였다. 그러나 오류 DEM으로 판정된 경우 즉 두 개의 DEM에서 T_{Self} 이하와 T_{CC} 이상인 경우 CC_{RT} 과 CC_{TR} 중 큰 것의 DEM값으로 추정을 한다.

```

begin
  if  $|DEM_{RT} - DEM_{TR}| > T_{Self}$  일 때 오류 then
    if  $CC_{RT} > CC_{TR}$  then
       $DEM_{FUS} = DEM_{RT}$  ;
    else  $DEM_{FUS} = DEM_{TR}$  ;
    else  $DEM_{FUS} = (DEM_{RT} + DEM_{TR}) / 2$  ;
  end
  
```

(a) 자기일치성 융합
(a) Self-consistency fusion

```

begin
  if  $CC_{RT} > T_{CC}$  and  $CC_{TR} > T_{CC}$  then
     $DEM_{FUS} = (DEM_{RT} + DEM_{TR}) / 2$  ;
  else if  $CC_{RT} > CC_{TR}$  then
     $DEM_{FUS} = DEM_{RT}$  ;
  else  $DEM_{FUS} = DEM_{TR}$  ;
  end
  
```

(b) 상호상관 점수 융합
(b) Cross correlation score fusion

그림 7 자기일치성 융합과 상호상관 점수 융합 알고리즘
Fig. 7 Algorithm of self-consistency fusion and cross correlation score fusion

5. 실험 결과 및 고찰

본 장에서는 실험 영상으로 해상도가 2048×2048 의 크기인 굴곡지형과 평지지형 영상을 사용하였으며 제안된 방법인 자기 일치성 융합과 상호상관 점수 융합이 기존의 방법과 비교하여 더 정확한 DEM을 생성할 수 있다는 것을 입증하기 위해 그림 8에 주어진 굴곡이 많은 지형과 평지가 많은 지형에 대한 DEM과 정사영상으로부터 photo-realistic raytracing 기법을 사용하여 그림 9의 모의 영상 쌍을 생성하였다. 그림 10은 굴곡 지형에 대해 기존의 방법과 제시된 방법에 의해 구성된 DEM이며 (a)와 (b)는 기준영상과 목표영상의 역할을 바꾸었을 때 생성되는 두 개의 DEM (c)는 자기 일치성 융합 방법에 의해 구해진 DEM (d)는 상호상관 점수 융합방법에 의한 DEM이다. 그림 11은 평지 지형에 대한 DEM을 보여준다

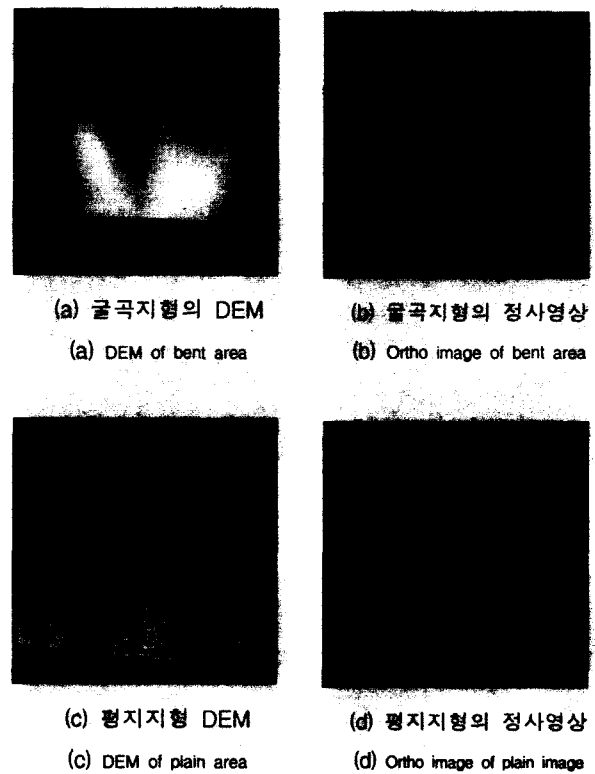
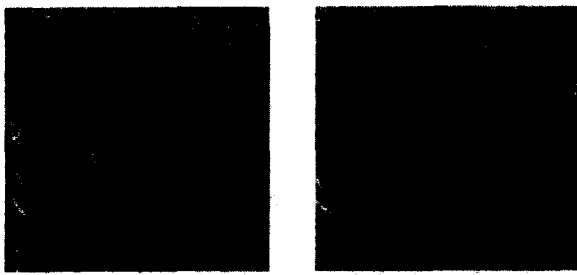
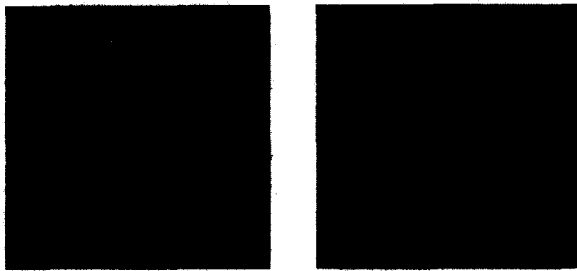


그림 8 모의영상을 얻기 위한 Ground truth 영상
Fig. 8 Ground truth images for generating synthetic images



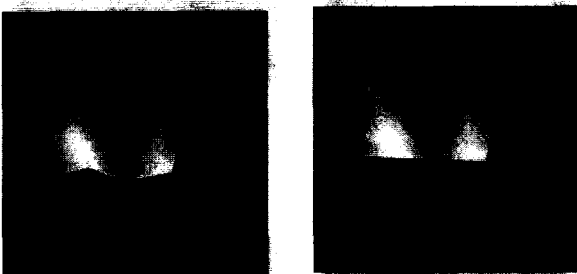
(a) 굴곡지형의 모의영상 쌍
(a) Synthetic image of bent area



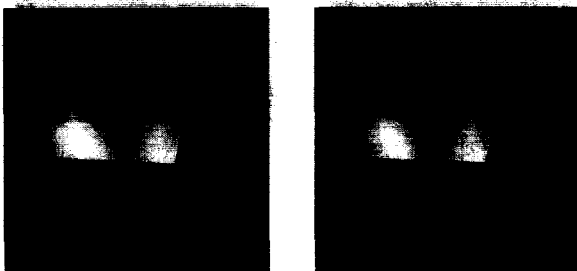
(b) 평지지형의 모의영상 쌍
(b) Synthetic image of plain area

그림 9 Ground truth 영상으로부터 photo-realistic simulator를 통해 얻어진 모의 영상 쌍

Fig. 9 Synthetic images from Ground truth image as using the photo-realistic simulator

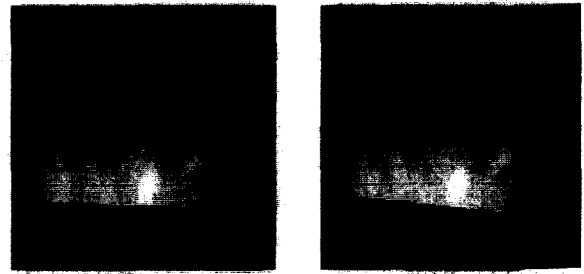


(a) DEM_RT (a) DEM_RT
(b) DEM_TR (b) DEM_TR

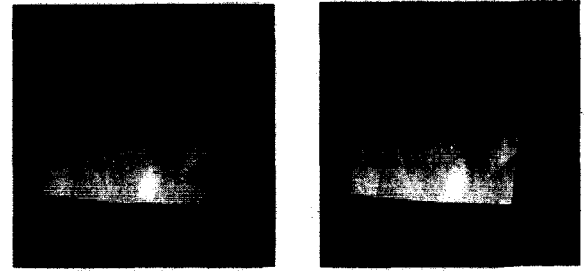


(c) 자기 일치성 융합 (c) Self-consistency fusion
(d) 상호상관 점수융합 (d) Cross correlation score fusion

그림 10 굴곡 지형에 대해 구해진 DEM 결과
Fig. 10 DEM result from the bent area image



(a) DEM_RT (a) DEM_RT
(b) DEM_TR (b) DEM_TR



(c) 자기 일치성 융합 (c) Self-consistency fusion
(d) 상호상관 점수융합 (d) Cross correlation score fusion

그림 11 평지 지형에 대해 구해진 DEM 결과
Fig. 11 DEM result from the plain area image

그림 10과 그림 11에서 구해진 DEM과 실제 값 DEM 간의 정량적인 오차를 계산하여 기존의 방법인 임의로 한 개의 DEM을 선택하는 방법과 제시된 방법 자기 일치성 융합과 상호상관 점수 융합 방법의 성능을 비교, 분석하였다. 표 1은 지형에 따라 적용한 방법에 의한 DEM의 평균 고도 오차를 보여준다.

표 1 자기 일치성 융합과 상호상관 점수융합 방법의 결과 비교표

Table 1 Result table of self-consistency fusion and cross correlation score fusion

지형 형태	구현 방법	평균 오차(meter)	pixe 수
굴곡 지형	DEM_RT	0.126496	952009
	DEM_TR	0.135292	952009
	자기 일치성 융합의 최고치	0.101654	694754
	상호상관 점수 융합의 최고치	0.101139	694754
평지 지형	DEM_RT	0.138604	1548017
	DEM_TR	0.138691	1548017
	자기 일치성 융합의 최고치	0.136764	1475683
	상호상관 점수 융합의 최고치	0.136708	1475683

굴곡 지형인 경우 기존의 방법인 하나의 DEM을 임의로 선택하여 사용하던 DEM 결과보다 자기 일치성 융합을

이용한 경우는 임계치 값이 0.1579일 때에 가장 정확한 결과가 관측되었으며 평균 오차에서 약 24.4%(DEM_RT과 비교)와 33.1%(DEM_TR과 비교)가 향상된 것을 볼 수 있다. 상호상관 점수 융합을 이용한 방법에서는 임계치 값이 0.9994일 경우에 가장 정확한 결과가 관측되었으며 약 25.5%(DEM_RT과 비교)와 33.7%(DEM_TR과 비교)가 향상된 것을 볼 수가 있다. 평지 지형인 경우에는 굴곡 지형에서 나타난 결과와는 조금 다른 경향이 있는데 이러한 것은 평지 지형에 대해서는 가려짐 발생지형이 거의 없기 때문이라고 볼 수 있으며 제시된 방법, 자기일치성 융합과 상호상관 점수 융합의 결과 오차는 거의 유사한 값을 갖는다.

그림 12는 자기 일치성 융합 방법과 상호상관 점수 융합 방법에서 임계치 값을 변화 시켰을 때의 DEM평균 오차를 나타낸다. 자기 일치성 융합 방법인 경우 실험적으로 최적의 DEM은 임계치 값이 실제거리/화소(m/pixel)의 0.5배 ~ 2배일 때에 구하여 진다. 표 1에 나타난 경우가 평균오차의 최소치이나 그림12에 나타난 바와 같이 화소간의 거리인 0.27(m/pixel)의 0.5 ~ 1배 정도로 임계치를 적용하더라도 평균오차의 큰 변화는 나타나지 않았다. 상호상관 점수 융합 방법의 경우에는 일반적으로 DEM값은 상호상관 점수가 0.7 이상이면 신뢰도를 가진다고 할 수 있으며 실험에 의한 그래프 그림 12의 (b)에 보면 임계치 값이 0.9994일 때에 가장 정확한 결과가 관측되었으나 0.99이상 정도의 임계치를 적용하면 평균오차의 큰 변화는 나타나지 않았다. 따라서 DEM융합 알고리즘에 적용되는 임계치인 Tself와 Tcc는 각각 화소간 거리의 0.5 ~ 1배, 0.99이상의 값을 적용하면 정확한 융합 결과를 얻을 수 있다.

그림 12 임계치 값에 대한 평균오차

Fig. 12 Average error per each Threshold

6. 결 론

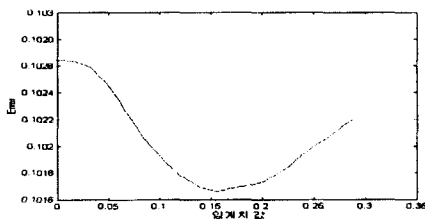
본 논문에서는 스테레오 영상으로부터 구한 불일치 값으로부터 모델 발생 시 가려짐(occlusion)현상으로 생기는 DEM 오류 값을 검출하여 최적의 DEM을 추출하였다. 여기서 오류 DEM을 검출하기 위한 두 가지 기준으로 자기 일치성(self-consistency)과 상호상관 점수(cross-correlation score)의 특성을 이용하였고 검출된 DEM 오류 값을 제거하여 최적의 DEM을 생성하기 위한 융합 방법으로 자기 일치성 융합과 상호상관 점수 융합 방법을 이용하였다. 임의의 한 개 DEM을 선택하던 기존의 방법과의 성능을 비교하면 자기 일치성 융합 방법의 경우 24.4% 이상, 상호상관 점수 융합 방법을 이용한 경우 33.1% 이상의 향상을 가져왔다. 이 결과로 본 논문에서 제시한 방법은 최적의 DEM을 구하는데 효과적이고 평지 지형에 대한 적용보다는 굴곡이 많은 지형에 대해 적용을 했을 때에 이러한 방법이 더 효과적으로 적용될 수 있음을 실험을 통해서 알 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 한국과학재단 2000년도 국제공동연구 지원 사업에 의한 결과임.

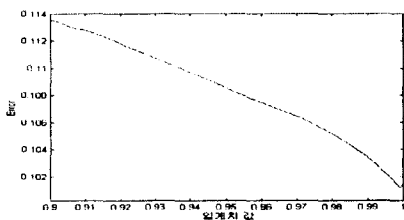
참 고 문 헌

- [1] 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.
- [2] Howard Schultz, "Terrain Reconstruction from Widely Separated Images", Proc. SPIE, Vol. 2486, pp. 113-123, 1995.
- [3] 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.
- [4] 우동민, "적응적인 스테레오 정합 기법에 의한 3차원 지형 복원", 대한전기학회 논문집 47권 12호, pp. 2229-2236,1998.
- [5] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital image processing", Addison-Wesley Pub, Co, pp. 580-586, 1992.
- [6] Yvan G. Leclerc, Q-Tuan Luong and P. Fua, "Self-Consistency:A Novel Approach to Characterizing the Accuracy and Reliability of Point Correspondence Algorithms" Artificial Intelligence Center, SRI International, Menlo Park, CA.
- [7] Howard Schultz " Terrain reconstruction from widely separated images", University of Massachusetts, Department of Computer Science Amherst.



(a) 자기 일치성의 임계치 값에 대한 평균오차

(a) Average error of self-consistency per each Threshold



(b) 상호상관점수의 임계치 값에 대한 평균오차

(b) Average error of cross correlation score per each Threshold

- [8] Milan Sonka, Vaclav Hlavac, Roger Boyle. "Image Processing Analysis and Machine Vision", PWS Pub. pp. 448-483, 1998.
- [9] Bernd Jahne, Horst Haubecker, "Handbook of Computer Vision and Applications", Academic Press. pp.411-449, 1999.
- [10] M. J. Hannah, "A system for digital stereo image matching", Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 55, no. 12, pp. 1765-1770, 1989. 12.
- [11] D. J.Panton, "A flexible approach to digital stereo mapping", Photogram. Eng. Remote Sensing, Vol. 44, No. 12, pp.1499-1512, 1978. 12
- [12] G. A. Wood, "Realities of automatic correlation problem", Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 49, pp. 537-538, 1983. 5.
- [13] Steven D. Cochran, "3-D Surface Description from Binocular Stereo", IEEE Trans.On Pattern Analysis and Machine Intelligence. vol. 14, no. 10, October 1992.

저 자 소 개



남 창 우 (南昌祐)

1971년 9월 20일생. 1998년 명지대 제어계측공학과 졸업. 1999년~현재 동 대학원 정보제어공학과 석사과정
Tel : 031-330 - 6469
E-mail : namcw@mju.ac.kr



우 동 민 (禹東旻)

1958년 2월 6일생. 1980년 연세대 공대 전자공학과 졸업. 1982년 동 대학원 전자공학과 졸업(석사). 1987년 미국 Case Western Reserve University 전기공학과 졸업(공학). 1987년~1990년 LG산전(주) 연구소 선임연구원. 1997년~1998년 미국 University of Massachusetts 객원연구원. 1990년~현재 명지대 공대 전기정보제어공학부 교수
Tel : 031-330-6469
E-mail : dmwoo@mju.ac.kr