

# 방향성 특징벡터를 이용한 스테레오 정합 기법

## Stereo Matching Method using Directional Feature Vector

예 철 수\*, 문 창 기, 전 종 현  
(Chul-Soo Ye, Chang-Gi Moon, and Jong-Hyun Jeon)

**Abstract :** In this paper, we proposed multi-directional matching windows combined by multi-dimensional feature vector matching, which uses not only intensity values but also multiple feature values, such as variance, first and second derivative of pixels. Multi-dimensional feature vector matching has the advantage of compensating the drawbacks of area-based stereo matching using one feature value, such as intensity. We define matching cost of a pixel by the minimum value among eight multi-dimensional feature vector distances of the pixels expanded in eight directions having the interval of 45 degrees. As best stereo matches, we determine the two points with the minimum matching cost within the disparity range. In the experiment we used aerial imagery and IKONOS satellite imagery and obtained more accurate matching results than that of conventional matching method.

**Keywords :** multi-dimensional feature vector, stereo matching, IKONOS satellite imagery

### I. 서론

최근 원격탐사기술의 급격한 발달에 따라 위성영상과 항공영상을 이용한 정밀한 3차원 영상 복원에 대한 수요가 민간 목적 및 군사 목적 등으로 크게 증가되고 있다. 민간 목적으로는 도시 계획 및 지리 정보체계 확립 등에 이용될 수 있고 군사적인 목적으로는 단일 센서의 한계를 극복한 지능형 정밀 타격 유도무기 기술의 신뢰성을 높이기 위한 목적 등으로 사용될 수 있다.

특히 최근에는 광학 센서 기술의 진보로 군사적인 목적으로만 제한적으로 사용되던 고해상도의 위성영상이 상업용으로 일반에게 공개가 되면서 관련분야에서 활발한 연구가 진행되고 있다. 미국의 경우 이미 1999년에 Space Imaging 회사가 1m 해상도의 위성영상을 상업용으로 제공하기 시작했으며 국내에서도 2006년 7월에 동일한 성능의 카메라를 탑재한 다목적실용위성 2호기(KOMPSAT-2)가 발사되었다. 다목적실용위성2호기는 1m 해상도의 전정색 밴드 영상과 4m 해상도의 다중분광 영상을 제공하고 지구관측에 필요한 고해상도의 위성영상을 제공하고 있다.

고해상도의 위성영상의 등장과 더불어 도시 지역에 대한 보다 상세한 영상 정보가 제공되면서 고해상도 위성영상을 이용해서 정밀한 3차원 도시 모델을 구축하고자 하는 연구가 국내외적으로 활발히 연구되기 시작하였다. 특히 3차원 도시 모델 구축의 핵심적인 기술인 스테레오 정합에 관한 연구는 컴퓨터 비전 분야에서 이미 오래 전부터 활발하게 연구된 주제이나 1m 급의 고해상도 위성영상에서 건물을 복원하는데 만족할 만한 정합 방법은 아직까지 개발되지 않았다.

본 논문에서는 깊이 불연속이 빈번하게 발생하는 도심 지역의 1m 급의 고해상도 위성영상에서 건물을 복원하기 위하여 다차원특징벡터 정합을 공간적으로 확장한 새로운 정합

방법을 제안한다.

### II. 스테레오 정합과 정합 창들

스테레오 정합 방법은 크게 영역기반 정합과 특징기반 정합으로 분류할 수 있다. 특징기반 정합은 영상의 화소값을 직접 이용하는 대신에 영상으로부터 추출된 특징을 사용하는 정합 방법으로 영상의 화소값이나 광원의 영향을 받지 않는 장점이 있다. 반면에 영역기반 정합 방법은 좌, 우측 영상 중의 하나를 기준 영상으로 삼고 기준 영상의 모든 화소에 대해서 다른 쪽 영상에서 대응점을 찾는다. 대응점을 찾는 방법은 기준 영상의 화소와 탐색 영역 위의 화소에 정합 창들을 설정하고 정합 창들 내의 유사도가 가장 큰 값을 대응점으로 얻는다. 영역 기반 정합에서 정합의 성능을 좌우하는 중요한 요인 가운데 하나는 대응점의 유사도를 판단하기 위해 사용하는 정합 창들의 크기와 모양이다.

대응점의 유사도를 판단하기 위하여 영상의 밝기 정보와 영상의 특징 성분인 에지 등을 동시에 고려하여 정합하거나 정합 창들 내의 화소의 밝기 분포에 따라 정합 창들의 크기를 변화시키는 연구가 수행되었다. 밝기정보와 에지 정보를 동시에 이용한 연구로는 영교차점에 창들을 설정하고 에지 화소의 밝기에 대한 교차 상관 계수를 구하여 정합을 수행한 Zong [1]의 연구와 웨이블릿 변환을 통하여 얻어진 4개 대역 중에서 저주파 필터링을 통과한 대역을 밝기 정보로 간주하고 나머지 대역은 에지 정보로 간주하여 정합한 연구[2] 등이 여기에 속한다. 정합 창들 내의 화소의 밝기 분포에 따라 정합 창들의 크기를 변화시키는 연구로는 Okutomi와 Kanade [3], Berthod와 Giraudon [4], Cochran과 Medioni [5], 그리고 Ye [6] 등의 연구가 있었다.

### III. 다차원특징벡터정합

일반적으로 스테레오 정합 기법들은 정합하고자 하는 화소 주변의 밝기값 유사도를 비교하여 정합 화소를 찾는다. 밝기값 이외에도 에지, 코너 등과 같은 영상의 특징을 이용하여 정합을 수행하기도 한다. 다차원특징벡터정합(Multidimensional Feature Vector Matching, MFVM)은 영상 화소

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2006. 4. 6., 채택확정 : 2006. 10. 15.

예철수, 문창기, 전종현 : 극동대학교 컴퓨터정보표준학부

(csye@kdu.ac.kr/199902017@infomail.kdu.ac.kr/200102037@infomail.kdu.ac.kr)

※ 이 논문은 2004년도 한국학술진흥재단의 지원에 의하여 연구되었음(KRF-2004-041-D00713).

의 특징을 나타내는 요소들을 확장해서 다수의 특징 요소들을 결합해서 정합에 이용한다. 다차원특징정합의 장점은 하나의 특징을 이용해서 정합할 경우에 발생하는 단점이 다른 특징들에 의해 보상되어 정합의 성능이 높아진다는 점이다.

- 특징벡터: 정합하고자 하는 화소에 대해서 여러 가지 특징 요소를 고려할 수 있다. 표 1의 예와 같이 5×5 크기의 윈도우 내의 화소 밝기값의 평균값, 분산값, 수평 방향, 혹은 수직 방향의 high pass filter kernel을 영상 화소와 convolution 하여 각각의 특징 요소를 만들 수 있다. 이외에도 여러 종류의 특징 요소를 만들어서 특징 벡터를 구성할 수 있다. 특징 벡터의 각 특징 요소의 중요도를 고려하여 가중치를 결정한다. 기준 영상 화소에 대해 특징 벡터  $\vec{f}$  을 만들고 정합 대상이 되는 영상의 화소에 대해서도 같은 방식으로 특징 벡터  $\vec{s}$  를 구성한다.
- 특징거리와 영상정합: 기준 영상의 특징 벡터  $\vec{f}$  과 정합 대상의 특징 벡터  $\vec{s}$  사이의 특징거리는 다음 (1)과 같이 유클리디안 거리로 정의한다[7].

그림 1에 보인 바와 같이 기준 영상의 화소  $p$  의 정합점은 정합 대상 영상의 일정한 탐색 영역 내의 화소  $q$  중에서

$$|\vec{f} - \vec{s}| = \sqrt{\frac{\sum_{l=1}^m ((\vec{f}_l - \vec{g}_l) \cdot w_l)^2}{\sum_{l=1}^m w_l^2}} \quad (1)$$

표 1. 특징벡터의 예.

Table 1. Example of feature vector.

feature	property	kernel	Norm. factor	weight
$f_0$	mean	5×5 window mask	25	2
$f_1$	variance	5×5 window mask	25	2
$f_2$	1st hor. der.	(2 1 0 -1 -2)	4	4
$f_3$	1st vert. der.	(2 1 0 -1 -2) <sup>T</sup>	4	4
$f_4$	2nd hor. der.	(1 0 -1 0 1 0 -1)	2	4
$f_5$	2nd vert. der.	(1 0 -1 0 1 0 -1) <sup>T</sup>	2	4

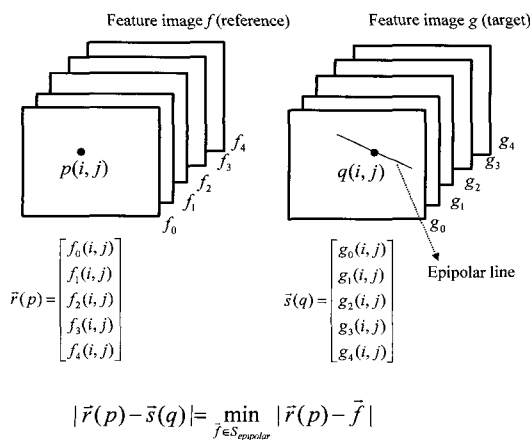


그림 1. 특징벡터 정합 원리.

Fig. 1. Principle of feature vector matching.

특징벡터 거리가 제일 작은 화소로 결정된다. 실제 정합시에는 오정합을 방지하기 위하여 특징벡터 거리가 임계값보다 크면 정합 대상 화소에서 제외한다.

#### IV. 제안한 방향성 특징벡터정합

기존의 특징벡터 정합에서는 정합하고자 하는 화소의 특징 벡터와 탐색 영역내의 특징벡터 사이의 최소 거리를 계산하여 정합 쌍을 결정한다. 본 논문에서는 정합하고자 하는 화소의 특징 벡터뿐만 아니라 일정한 거리 이내에 존재하는 화소들을 함께 고려하는 방법을 제안한다.

$$|\vec{f}(p) - \vec{s}(q)| = \min_{\theta \in S} \sum_{k=1}^N |\vec{r}_\theta^k(p) - \vec{s}_\theta^k(q)|$$

$$= \min_{\theta \in S} \sum_{k=1}^N \sqrt{\frac{\sum_{l=1}^m ((\vec{r}_\theta^k(p_l) - \vec{s}_\theta^k(q_l)) \cdot w_l)^2}{\sum_{l=1}^m w_l^2}} \quad (2)$$

$$S = \{\frac{\pi}{4}n \mid n = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$$

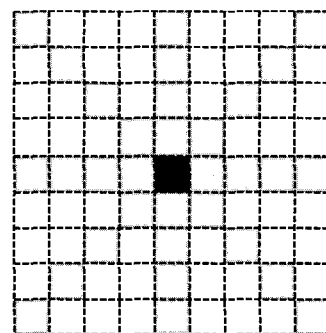
$$\vec{r}_\theta^k(p_l) = f_l(i + k \cdot H(\sin \theta), j - k \cdot H(\cos \theta))$$

$$\vec{s}_\theta^k(q_l) = g_l(t + k \cdot H(\sin \theta), s - k \cdot H(\cos \theta))$$

$$H(a) = \begin{cases} -1 & \text{if } a > 0 \\ 0 & \text{if } a = 0 \\ +1 & \text{if } a < 0 \end{cases}$$

그림 2와 같이 정합하고자 하는 중심 화소(center pixel)를 중심으로 45° 간격의 직선 방향에 놓인 화소(matching pixel)로 구성되는 정합 창틀을 설정한다. 각 방향에 놓인 화소들의 특징 벡터  $\vec{f}$  를 구성한다. 탐색 영역 내에서도 마찬가지로 중심 화소에 대해 45° 간격의 정합 창틀을 설정하고 특징 벡터  $\vec{s}$  를 구성한다. 두 벡터 사이의 벡터 거리는 다음 식과 같이 계산한다.

(2)에서  $N$  은 각 방향에 대해 정합 창틀에 속한 화소의 개수이다.  $\vec{r}_\theta^k(p_l)$  는 화소  $p$  의  $\theta$  방향으로  $k+1$  화소 만큼 떨어진 화소의  $l$  번째 특징 요소 값을 의미한다.  $H(a)$  함수는



■ center pixel □ matching pixel

그림 2. 제안한 방향성 정합 창틀의 예.

Fig. 2. Proposed directional matching window.

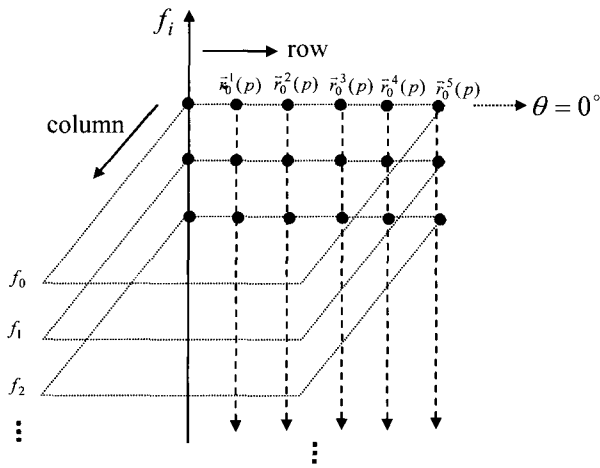


그림 3. 방향성 정합 창틀의 예.  
Fig. 3. Example of directional matching window.

각 정합 방향에 대해 정합 대상 화소의 위치를 계산하기 위해  $\alpha$  값에 따라 부호를 결정하는 함수이다.

정합하고자 하는 화소를 중심으로 8방향 간격으로 일정거리 이내의 각 화소들에 대해 정합하고자 하는 화소의 특징벡터와 탐색 영역의 정합 후보 화소의 특징벡터의 거리를 각각 구하고 총 8개의 거리 가운데 최소가 되는 거리를 두 화소의 특징벡터거리로 계산한다. 일정한 탐색 영역 내에서 앞에서 구한 특징벡터 거리가 최소가 되는 점을 정합쌍으로 결정한다. 이때 각 특징 벡터마다 가중치를 부여한다(표 1). 그림 3은  $\theta = 0^\circ$ 에 대한 방향성 정합 창틀과 특징 벡터의 예를 보여 준다.

제안한 정합 방법은 기존의 다차원특징정합에 비해 잡음의 영향과 깊이 불연속에 대해 강건한 두 가지 특징을 가진다. 첫 번째 특징으로, 기존의 다차원특징벡터의 경우에는 정합하고자 하는 화소의 특징벡터를 탐색 영역 내의 화소의 특징벡터와의 거리를 계산하기 때문에 정합하고자 하는 화소가 잡음에 의해 영향을 받은 경우에 정합 성능이 저하되는 단점이 있다. 제안한 방법은 정합하고자 하는 화소의 특징벡터뿐만 아니라 인접한 화소들의 특징벡터를 함께 이용하기 때문에 상대적으로 잡음에 강건한 특성을 가진다.

두 번째 특징으로, 영역 기반 정합의 경우에는 정합 창틀 내에 에지 등과 같이 깊이 불연속 화소들이 포함되면 유사도 값이 저하되어 정합 성능이 떨어지는 단점이 있다. 제안한 방법은 정합 화소 중심으로 8방향으로 특징벡터의 거리를 계산하고 최소가 되는 방향에 위치한 화소들의 벡터 거리를 정합에 사용한다. 따라서 특정 방향에 깊이 불연속이 존재하여 특징벡터 거리가 커지게 되어도 총 8방향의 특징벡터의 거리 가운데 최소가 되는 방향의 특징벡터 거리를 정합에 사용하기 때문에 깊이 불연속에 효과적으로 대처할 수 있는 장점이 있다.

**V. 실험 및 결과**

정합에 사용한 실험영상으로 대표적인 스테레오 항공영상인 펜타곤 영상과 IKONOS 위성영상을 사용하였다 (그림 4, 그림 6). 실험에 사용한 특징벡터는 5×5 윈도우내의 밝기값

평균, 분산, 1,2차 수평 및 수직 미분계수를 사용하였다(표 1).

8방향 정합 창틀의 반지름 길이(M)는 정합화소를 포함하여 펜타곤 영상의 경우에는 N=8, IKONOS 위성영상의 경우에는 N=6으로 설정하였다. 각 방향의 화소들에 대한 다차원특징벡터의 거리가 최소가 되는 점을 탐색 영역 내에서 찾아서 임계값보다 작은 경우에 정합쌍을 결정하였다. 최소 거리 임계값은 펜타곤 영상의 경우에는 8, IKONOS 위성영상의 경우에는 25로 설정하였다.

그림 5와 그림 7의 변이지도에서 밝은 화소는 높은 고도를, 어두운 화소는 낮은 고도를 나타낸다. 기존의 normalized cross correlation 방법을 적용한 결과에서는 건물의 경계선 부근에서의 블러링 현상이 발생한다. 특히 IKONOS 위성영상의 경우에는 건물 경계선 부근의 블러링 현상으로 변이 지도상에서 인접한 건물들 간의 구별이 어렵다. 제안한 방법은 normalized cross correlation 방법에 비해 고도 불연속이 빈번하게 발생하는 펜타곤 건물 내부와 건물의 경계선 부근에서 블러링 현상이 상당히 감소하였다. 특히 제안한 방법을 IKONOS 위성영상에 적용한 경우에 인접한 건물들이 변이지도 상에서 서로 구분된다.

정량적인 분석을 위해 각 영상에서 수작업에 의해 총 100개의 정합 쌍을 추출하였다. 표 2부터 표 5까지의 결과는 각 영상에서 실험 결과로 얻어진 정합 쌍과 수작업에 의해 추출한 100개의 정합 쌍을 비교한 결과이다. 미정합된 화소는 제외하고 정합된 화소들에 대해 한 화소 이내의 오차를 갖는 화소와 두 화소 이내의 오차를 갖는 화소의 비율을 계산하였다. 펜타곤 영상의 경우 Root Mean Square(RMS) 오차가 N=7일 때는 0.89, N=8일 때는 1.44로 NCC 방법(정합창틀크기:

표 2. 펜타곤 영상에 대한 오차 분석 (제안한 방법).

Table 2. Error analysis of pentagon image (proposed method).

정합창틀 반지름 길이	1 pixel 이내 정확도(%)	2 pixel 이내 정확도(%)	RMSE
7	96.7 (29/30)	96.7 (29/30)	0.89
8	92.4 (73/79)	96.2 (76/79)	1.44

표 3. 펜타곤 영상에 대한 오차 분석 (NCC 방법).

Table 3. Error analysis of pentagon image (NCC method).

정합창틀 크기	1pixel 이내 정확도(%)	2pixel 이내 정확도(%)	RMSE
9×9	89.0 (73/82)	92.7 (76/82)	1.86

표 4. IKONOS 영상에 대한 오차 분석 (제안한 방법).

Table 4. Error analysis of IKONOS image (proposed method).

정합창틀 반지름 길이	1pixel 이내 정확도(%)	2pixel 이내 정확도(%)	RMSE
4	92.6 (63/68)	100 (68/68)	0.84

표 5. IKONOS 위성 영상에 대한 오차 분석 (NCC 방법).

Table 5. Error analysis of IKONOS image (NCC method).

정합창틀 크기	1pixel 이내 정확도(%)	2pixel 이내 정확도(%)	RMSE
9×9	92.0 (81/88)	98.9 (87/88)	0.91

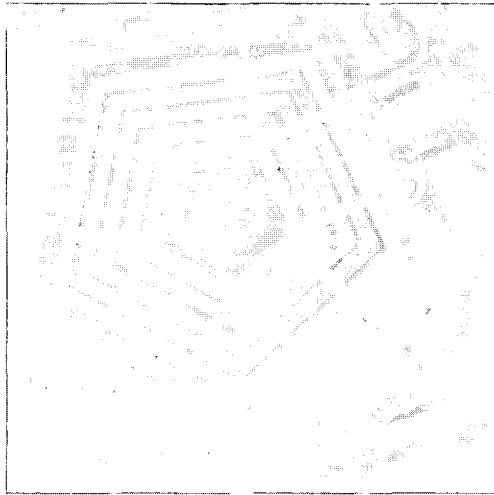


그림 4. 펜타곤 스테레오 영상.  
Fig. 4. Pentagon stereo imagery.

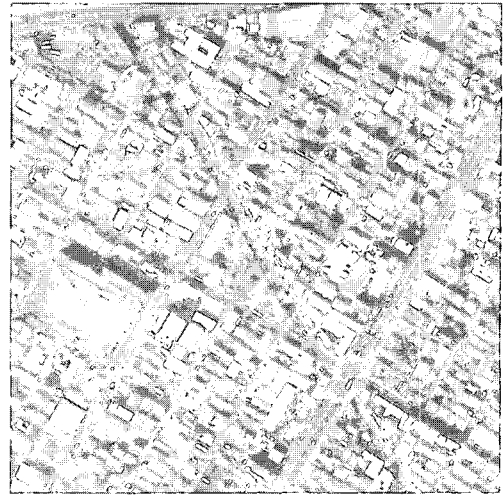
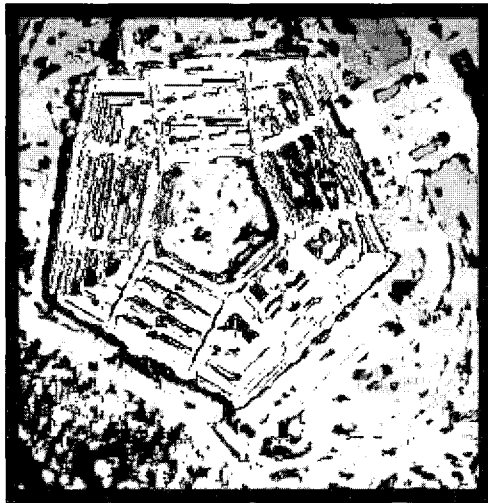
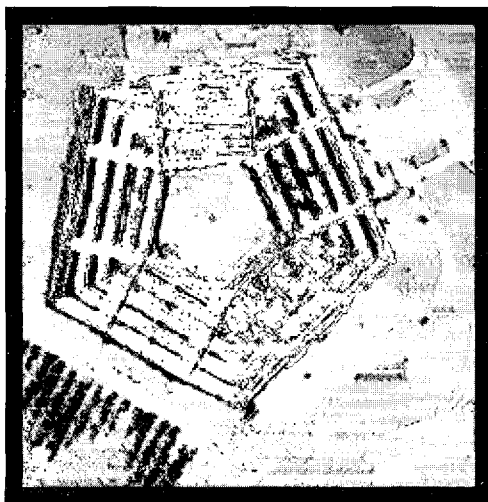


그림 6. IKONOS 스테레오 위성영상.  
Fig. 6. IKONOS stereo satellite imagery.

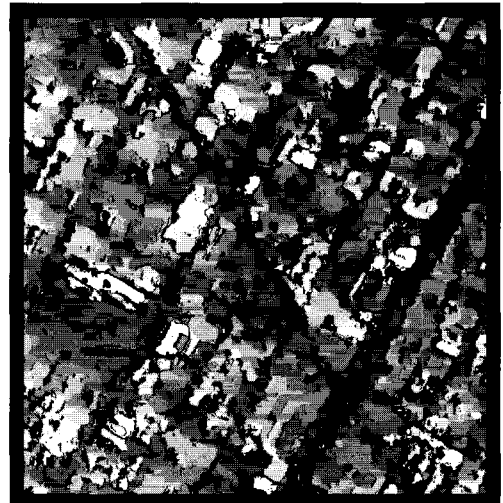


(a) Conventional normalized cross correlation method



(b) Proposed MFVM method

그림 5. 펜타곤 영상의 변이지도.  
Fig. 5. Disparity map of pentagon image.



(a) Conventional normalized cross correlation method



(b) Proposed MFVM method.

그림 7. IKONOS 영상의 변이지도.  
Fig. 7. Disparity map of IKONOS image.

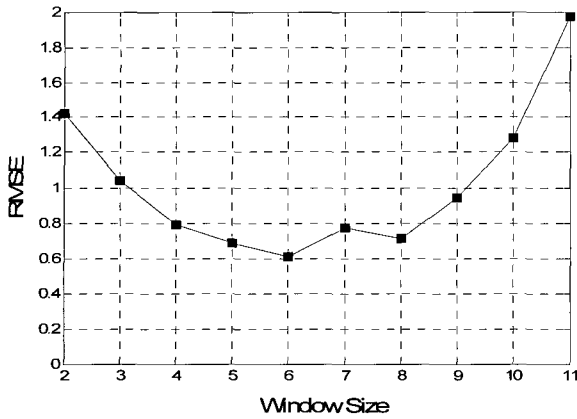


그림 8. 정합 창틀의 크기에 따른 RMSE 변화.  
Fig. 8. RMSE variation according to the size of matching window.

9×9, 임계값: 0.7) 일 때의 1.86에 비해 낮은 오차 결과를 얻었다. IKONOS 위성영상의 경우 RMS 오차가 0.84로 NCC 방법일 때의 0.91보다 작은 결과를 얻었다. 정합된 결과의 오차가 한 화소와 두 화소 이하인 화소의 비율이 펜타곤 영상과 IKONOS 위성영상에서 제안한 방법이 NCC 방법보다 높은 결과를 얻었다.

그림 8은 IKONOS 영상에 대해 최소 거리 임계값이 8일 때 정합 창틀 반지름의 크기가 증가할 때의 RMSE 값의 변화를 보여준다. N = 6에서 RMSE 값이 최소가 되고 N < 6 혹은 N > 6인 경우에는 RMSE 값이 증가한다. N < 6인 경우에는 유사도를 판별하기 위해 사용되는 화소수가 감소됨에 따라 오정합 비율이 높아지며, N > 6인 경우에는 정합 창틀의 크기가 커짐에 따라 정합 창틀 내부의 화소 가운데 깊이 불연속에 해당되는 화소들이 일부 증가함에 따라 오정합 비율이 증가한다.

그림 9는 mean, variance, 1st derivative(수평 및 수직 방향 특징을 하나의 특징 요소로 간주), 2nd derivative(수평 및 수직 방향 특징을 하나의 특징 요소로 간주) 등 4가지 특징 요소의 가중치 중에 하나의 특징 요소의 가중치(feature weight)를 변화시키고 나머지 특징 요소들의 가중치는 크기를 1로 고정시켰을 때의 rmse 변화를 보여준다. 예를 들면, mean 특징의 가중치(feature weight)가 10일 때 rmse 값이 1.18을 보인다. 이때 나머지 variance, 1st derivative, 2nd derivative 특징들의 가중치는 모두 1로 고정된 상태이다.

그림 9에서 보듯이 4가지 특징의 가중치가 모두 동일할 경우(feature weight = 1)에 rmse 값이 0.83이 얻어졌다. 가중치가 점차 커져서 feature weight가 10보다 큰 경우에는 variance 특징을 제외하고는 rmse 값이 1.0보다 커지고 가중치가 모두 동일할 경우보다 rmse 값이 커진다. Variance 특징의 경우 가중치가 증가함에 따라 rmse 값이 일정한 값 이하로 낮아지나 feature weight가 4보다 크면 feature weight가 0일 때의 정합 화소 개수의 35% 이하로 정합 화소 개수가 급격하게 감소한다. 정합율을 일정한 수준으로 유지시키기 위해서는 variance의 feature weight가 다른 특징들의 가중치 범위에서 크게 벗어나지 않도록 설정해야 한다. 따라서 모든 특징의 가중치를 동일하게 설정하는 것이 초기 가중치 설정시 효과적임을 알 수

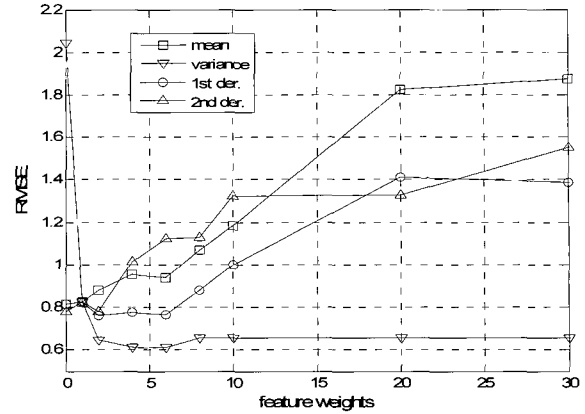


그림 9. 각 특징별 가중치에 따른 RMSE 변화.  
Fig. 9. RMSE variation according to the feature weights of each feature.

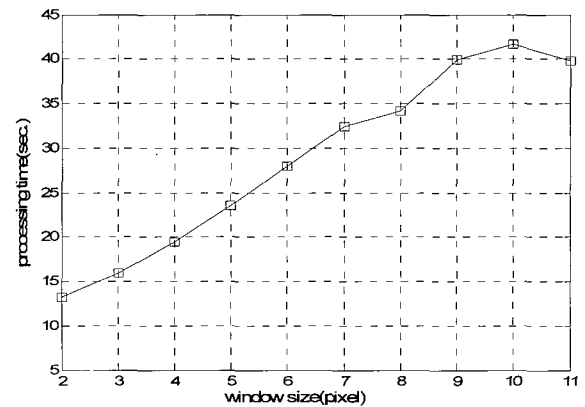


그림 10. 정합 창틀의 크기에 따른 수행 시간 변화.  
Fig. 10. Processing time variation according to the size of matching window.

있다. 가중치를 변화시킬 경우에는 나머지 특징의 가중치가 동일하다는 조건하에서는 feature weight의 값을 다른 특징 가중치의 4배~6배 (feature weight = 4-6) 보다 작은 값으로 설정하는 것이 mse 측면에서 좋은 결과를 제공한다.

그림 10은 정합 창틀의 크기에 따른 제안한 다차원특징벡터 정합의 수행 시간 변화를 보여준다. 앞의 실험에 사용한 512 × 512 크기의 IKONOS 위성영상을 실험 영상으로 사용하였으며 Intel Pentium M processor 1.6 Ghz CPU를 이용하여 수행 시간을 측정하였다. 최소임계거리는 8로 고정시키고 정합 창틀의 크기 N을 2에서 11까지 각각 변화시키면서 수행시간을 측정하였다. N > 10 일 때 수행시간이 감소하는 것은 정합 창틀이 적절한 크기 이상으로 커지면 그림 8에서 보인 바와 같이 rmse 값이 커지면서 오정합 화소의 수가 증가하게 되고 동시에 정합시 탐색 영역 내에 존재하는 정합 후보 화소의 개수가 감소하게 됨에 따라 정합 후보 쌍의 특징거리 계산에 소요되는 시간이 감소하기 때문이다. 정합 창틀의 크기가 증가할 때마다 대략 20% 정도씩 수행시간이 증가하였다.

**VI. 결론**

본 논문에서는 기존의 다차원특징벡터 정합 방법을 공간

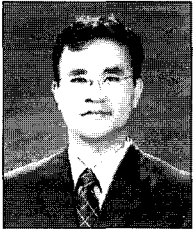
적으로 확장한 8방향 정합 창들의 설계 방법을 제안하였다. 스테레오 항공 및 위성 영상에 적용한 결과, 기존의 영역기반 방법의 대표적인 정합 방법인 normalized cross correlation 방법에 비해 고도 불연속이 발생하는 건물의 경계선 부근에서 보다 정확한 정합 결과를 얻을 수 있었다. 제안한 방법은 고도 불연속이 빈번하게 발생하는 도심 지역의 스테레오 항공 영상 및 위성 영상의 스테레오 정합에 효과적으로 적용될 수 있는 정합 방법이다.

추후 연구 과제로는 보다 다양한 특징 벡터에 대한 연구와 공간적으로 특징벡터를 확장할 때 중심 화소로 부터의 거리가중치와 중심화소와 이웃 화소의 밝기값 차를 동시에 고려하는 연구가 필요하다.

**참고문헌**

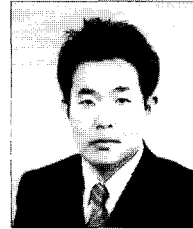
[1] J. Zong, J.-C. Li, and T. Schenk, "Aerial image matching based on zero crossings," *Proc. of ISPRS*, vol. 29, Part B3, Commission 2, pp. 350-357, 1992.

[2] 김용석, 이준재, 하영호, "웨이블릿 변환을 이용한 계층적 스테레오 정합," 전자공학회 논문지, 제31-B권 제8호, pp. 1101-1112, 1994.  
 [3] M. Okudomi and T. Kanade, "A stereo matching algorithm with an adaptive window : theory and experimen," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 16, no. 9, pp. 920-932, 1994.  
 [4] M. Berthod, L. Gabet, G. Giraudon, and J. L. Lotti, "High resolution stereo for the detection of buildings," *Automatic extraction of man-made objects from aerial and space images*, pp. 135-144, Birkhauser Verlag, 1995.  
 [5] S. D. Cochran and G. Medioni, "3D surface description from binocular stereo," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 14, no. 10, pp. 981-994, 1992.  
 [6] C. S. Ye, G. M. Um, and K. H. Lee, "A hybrid area-based matching algorithm using multiple directional windows and edge information," *Proc. ISRS*, pp. 199-204, 1997.  
 [7] W. G. Kropatsch and H. Birschhof, *Digital Image Analysis*, Springer, pp. 406-410, 2001.



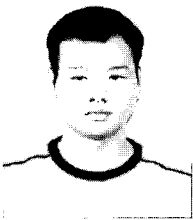
**예철수**

1971년 2월 11일생. 1996년 서강대학교 전자공학과(공학사). 1998년 서강대학교 전자공학과(공학석사). 2002년 서강대학교 전자공학과(공학박사). 2002년 8월 ~2003년 2월 한국전자통신연구원 공간정보기술센터. 2003년 3월~현재 극동대학교 컴퓨터정보표준학부 교수. 관심분야는 고해상도 위성영상처리, 스테레오 영상을 이용한 건물 검출 및 복원.



**문창기**

1980년 5월 17일생. 2006년 극동대학교 정보통신학부 졸업(공학사). 2006년~현재 극동대학교 대학원 컴퓨터정보표준학부 석사과정 재학중. 관심분야는 컴퓨터 비전, 패턴 인식.



**전종현**

1981년 11월 23일생. 2006년 극동대학교 정보통신학부 졸업(공학사). 2006년~현재 OceanENG 근무중. 관심분야는 인터넷 통신.