

# 위성영상 국소영역 공간해상도 향상을 위한 특징점 자동 추출

김재희\* · 주광일\*\* · 이정호\*\*\* · 오충식\*\*\*\*

## I. 서론

군사위성으로는 적국의 영상을 얻기 위한 정찰위성, 적의 미사일 발사 위치를 탐지하는 탐지 위성, 탄도 미사일의 정밀한 유도를 위한 측지위성 등이 존재하고 이와 같은 사용되는 위성영상들은 특정 건물 또는 기반시설의 위치를 파악하기 위해 공간해상도가 높은 위성영상들이 필요하게 된다. 위성영상의 공간 해상도는 광학장치, 위성의 운용고도, 영상 센서 등에 의해 결정 되며, 한번 궤도에 올려 진 위성의 공간 해상도를 향상 시키는 것은 거의 불가능하고, 새로운 광학장치와 영상센서를 향상 시켜 위성을 올려 높은 해상도의 영상을 얻을 수 있지만 많은 비용이 소모된다. 따라서 기존 저해상도 영상으로부터 해상도를 향상시킬 수 있는 방법이 필요하다. 영상 해상도 향상을 위한 기존 보간법은 Bilinear , Nearest neighbor, Bicubic 등을 주로 사용한다.(R. C. Gonzalez 외 1)

보간법의 경우, 하나의 저해상도 영상만을 사용하기 때문에 고해상도의 영상을 구하기 힘들다. 반면에 Super Resolution(SR) 알고리즘들은 다수의 저해상도 영상들을 정합하여 영상 해상도를 향상 시키는 알고리즘이므로 보다 향상된 고해상도 영상을 확보할 수 있다.

그러나 위성영상은 많은 저해상도 영상을 확보하기가 어렵고, 촬영 각, 태양 각, 계절 등에 의해 발생된 기하학적 왜곡 때문에 동일 지역 저해상도 위성 영상을 SR 알고리즘에 바로 적용하기 어려워 이전 연구에서는 0.5m 급 동일 영역 저해상도 위성 영상 5장을 사용하여 국소영역을 수동으로 특징점(Feature Point) 선택하여 1m 급 고해상도 위성영상 연구가 진행 되었다(박종원 외 3).

본 논문에서는 Harris Corner Detection을 이용하여 자동으로 특징점을 생성하고 이 특징점들을 이용하여 저해상도 국소영역 영상을 획득하고 SR 알고리즘 중 위성영상에 적합한 POCS(Projection onto convex sets)를 적용하여 1m 급 고해상도 국소 지역 위성 영상을 생성 하였다. 그 결과 수동으로 특징점을 구한 SR 결과와 같게 에지 부분이 뚜렷하게 나타나는 것을 확인 할 수 있었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 기존 위성영상 국소영역 공간해상도 향상에 대 언급하고, III장에서는 Harris Corner Detection를 이용한 자동 특징점 추출방법에 대해 설명한다. 그리고 IV장에서는 실험 및 결과를 기술한다.

## II. 이론 및 기존 연구

### 1. 위성 영상 특성

위성영상은 영상획득 당시의 위성의 촬영 각도, 지구의 자전, 태양 각도, 계절 그리고 시간 등의 다양한

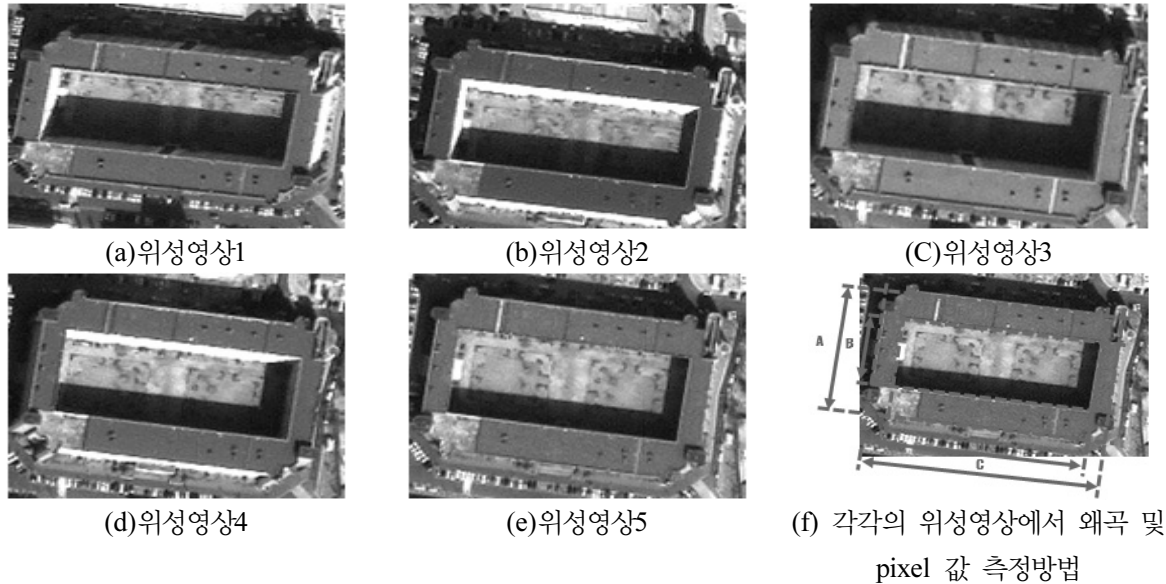
\* 김재희, 한국과학기술정보연구원 정보화혁신실 연구원, 042-869-1027, cyberjehe@kisti.re.kr

\*\* 주광일, 한국과학기술정보연구원 정보화혁신실 연구원, 042-869-1877, kiju@kisti.re.kr

\*\*\* 이정호, 한국과학기술정보연구원 정보화혁신실 연구원, 042-869-1641, ddanzit@kisti.re.kr

\*\*\*\* 오충식, 한국과학기술정보연구원 정보화혁신실 실장, 042-869-1024, ocs@kisti.re.kr

원인으로 인한 영상의 왜곡 및 Pixel 값의 변화가 발생 하며, (그림 1)의 (a)~(e)는 동일한 위치의 지상 물체를 위성에서 촬영하여 획득한 위성영상이고, (f)는 획득된 각각의 위성영상에서 왜곡 및 pixel 값의 변화 측정 방법이다. (a)~(e)의 위성영상 각각에 A~D는 같은 방법으로 물체의 크기를 측정 하였고, E와 같은 좌표치의 pixel 값을 측정 하여 <표 1>과 같이 촬영 각과 태양 각의 변화에 의한 위성영상의 특성인 지상물체의 크기가 동일하지 않음과 pixel의 값이 다를 것을 기존연구(박종원 외 3)에 의해 확인 되었다.



(그림 1) 촬영 각과 태양 각의 변화에 의한 위성영상의 특성

<표 1> 위성영상 특성에 의한 왜곡 및 pixel 값

구분	위성영상1	위성영상2	위성영상3	위성영상4	위성영상5
A	212.17	216.22	217.743	217.69	217.70
B	294.55	292.70	297.94	293.89	289.28
C	349.59	351.07	347.08	346.80	320.19
D	125.00	124.27	116.34	122.52	122.32
E	108	76	139	104	120

## 2. 기존의 위성영상 국부영역 SR

Super Resolution Algorithm은 초당 30 frame 동영상을 이용하여 저해상도 영상을 획득 하며, 획득된 저해상도 영상은 Blur, 잡음, 왜곡, 앨리어싱(Aliasing) 등의 열화성분도 가지고 있다. 이러한 저해상도 영상을 융합하여 고해상도 영상을 만드는 것이 SR이며 두 가지 단계로 나누어진다. 첫 번째는 다수의 저해상도 영상 사이의 이동(shift), 회전(rotation) 그리고 크기변환(scale)에 관한 정보를 수집하는 단계로써 영상 등록(registration) 단계이다. 두 번째는 수집된 영상 정보로부터 고해상도 영상을 만드는 단계이며 크게 주파수 영역 접근 방법과 공간 영역 접근 방법으로 구분된다.

기존 위성영상 국부영역 SR 연구(박종원 외 3) 결과 영상을 확인해 보면 공간 영역 접근 방법의 POCS(Projection onto convex sets) 방법이 다른 SR 방법들 보다 특정 무늬가 뚜렷하게 나타났으며 예지

부분 또한 뚜렷하게 표현 되므로 IV장 실험 및 결과에서도 POCS 방법을 적용한다.

### 1) 위성영상 국부영역 SR을 위한 영상등록 방법(박종원 외 3)

위성영상 SR은 동영상을 사용하는 일반적인 SR 경우와 다르게 다수의 저해상도 영상을 얻을 수 없다. 따라서 동일 장면의 저해상도 영상을 획득하기 위해 다른 시점에서 획득된 위성영상들 중에서 특정 영역에 대한 국소 영역 영상을 사용해야 하기 위해 기존 위성영상 국부영역 SR 연구(박종원 외 3)에서는 동일한 지역을 서로 다른 시간에 획득한 5장의 위성영상을 이용하여 수동으로 특징점(Feature Point)을 추출하였고, 추출된 특징점을 서로 정합하여 어파인 변환을 사용하여 각기 다른 영상 사이의 기하학적 관계를 추정하였다.

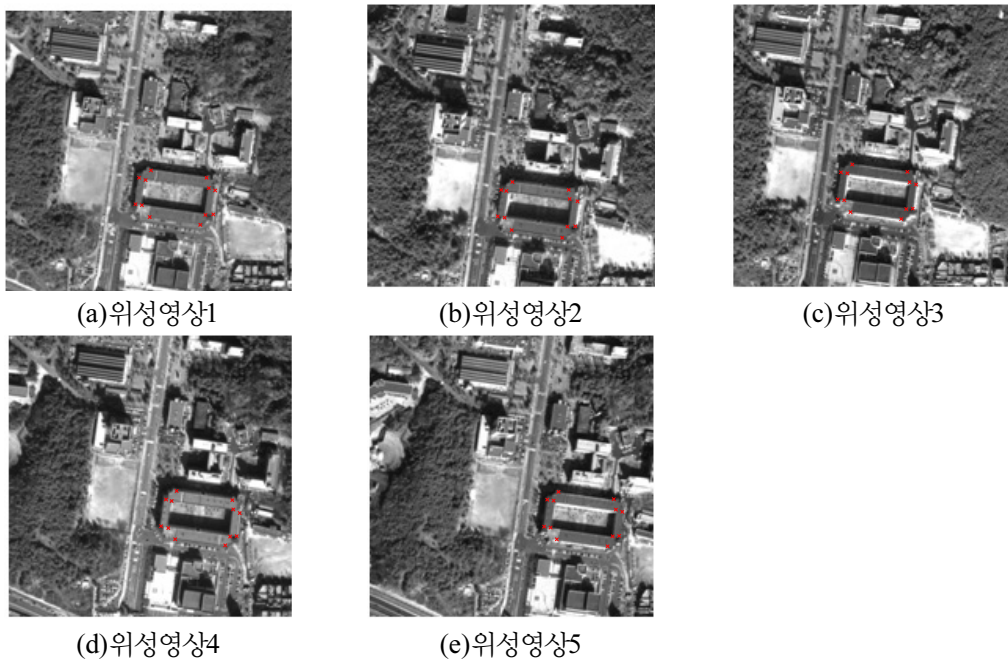
어파인 변환은 이동(translation), 회전(Rotation) 그리고 크기변환(scale)의 왜곡을 보정할 수 있다. 어파인 변환은 식 (1)과 같이 정의된다.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ a_3 & a_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_5 \\ a_6 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$Err_x = \sum_{i=1}^n \{x' - a_1x + a_2y + a_5\}^2 \quad (2)$$

$$Err_y = \sum_{i=1}^n \{y' - (a_3x + a_4y + a_6)\}^2$$

식 (2)는 어파인 변환의 오차를 줄이기 위해 최소제곱법(least squares method)을 사용하여 어파인 변환 파라미터를 결정한다.



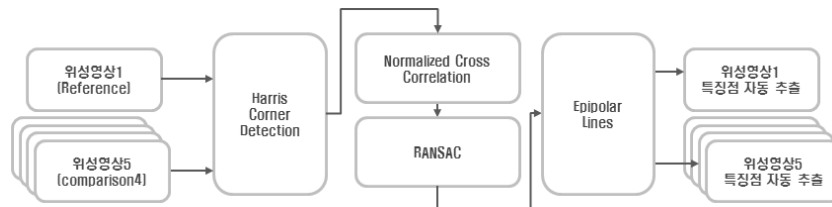
(그림 2) (a)-(e) 각 위성영상의 수동 특징점 추출

영상의 이동, 회전, 크기변환 등의 왜곡이 포함된 위성영상의 보정을 위해 어파인 파라미터를 구하였고,

(그림 2)와 같이 동일한 지역이 포함된 위성영상에서 수동으로 12개의 특징들을 추출하여 저해상도 위성영상을 획득할 수 있었다. 하지만 수동으로 특징점을 추출하는 방법은 인적·물적 자원의 낭비가 심하며, 숙련자가 아니면 추출된 특징점들이 평균제곱근오차(RMSE:root mean square error)값이 Subpixel 이상으로 나타나게 된다. 본 논문에서는 평균제곱근오차(RMSE)값이 Subpixel 이하로 하는 자동 특징점을 추출 방법을 III장에서 제안한다.

### III. 특징점 자동 추출을 위한 방법

수동으로 특징점을 추출 하는 것은 고도의 숙련자도 많은 시간과 노력이 필요하게 되고, 숙련자가 아니면 추출된 특징점들이 RMSE값이 Subpixel 이상으로 나타나게 되므로 새로이 특징점을 추출해야 한다. 우리는 이와 같은 문제점을 해결 하기위해 Harris Corner Detection를 이용하여 RMSE값이 Subpixel 이하로 하는 자동 특징점을 추출 방법은 (그림 3)과 같다.

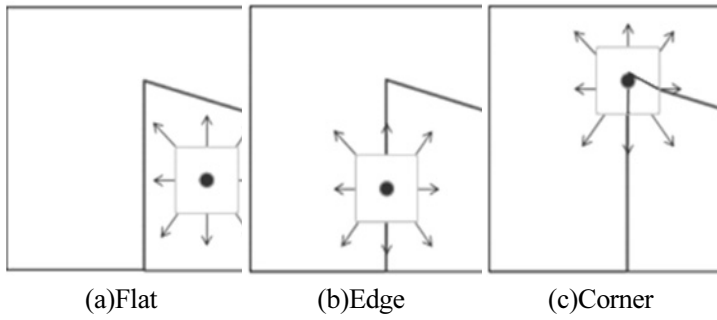


(그림 3) 특징점 자동 추출 흐름도

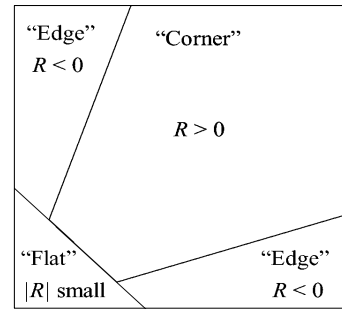
우리가 제안하는 특징점 자동 추출 방법은 Harris Corner Detection을 이용하여 위성영상1~5까지의 모든 특징점들을 구하고 위성영상1에서 구해진 특징점과 각각의 위성영상2~5들에서 구해진 특징점들을 이용하여 Normalised correlation 각각 실행하여 매칭 되지 않는 특징점들을 제거한다. 그리고 RANSAC 알고리즘은 매칭된 특징점들을 이용하여 Sampson error가 최소가 될 때까지 위의 과정을 반복해서 수행하여 fundamental matrix를 구성하고 Epipolar lines을 이용하여 특징점을 자동으로 추출 한다.

#### 1. Harris Corner Detection(C. Harris 외 1명)

Harris Corner Detection은 기본적으로 윈도우움직임에 따른 픽셀 값의 변화를 분석하여 결정하게 된다. (그림 4)에서 (a)Flat은 평탄한 영역에서 윈도우의 움직임인데 윈도우가 움직여도 픽셀 값은 항상 일정하게 된다. (b)Edge는 경계선에 위치하는 경우이다 이는 좌우로 움직일 시에는 값의 변화가 있지만 상하로 움직이는 경우에는 값의 변화가 없다. (c)Corner는 Harris Corner Point이다 이는 좌우상하로 움직여도 값의 변화가 있다.



(그림 4) Harris Corner Detection 영역별 포인트 위치



(그림 5) R 값에 따른 분포

이는 식 3으로 정의되며  $\Delta x$ 와  $\Delta y$ 는 x와 y방향으로 작은 변화량을 의미하고 W는 윈도우를 의미한다.

$$c(x, y) = \sum_w [I(x, y) - I(x + \Delta x, y + \Delta y)]^2$$

$$M = \sum_{\Delta x \Delta y} w(\Delta x, \Delta y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

변화량을 나타내는 함수  $c(x, y)$ 는 (그림 5)와 같이 평탄한 영역에서는 그 값이 작게 나타나고 코너 위치는 그 값이 크게 나타나게 된다. 이는 테일러급수에 의하여 식 (4)와같이 정의될 수 있다. 여기서 행렬 M의 고유값을  $\lambda_1, \lambda_2$  라고 표현한다면 경계면인지 코너 포인트인지를 (그림 5)와 같이 알 수 있다.

$$R = Det(M) - k \cdot Tr(M)^2$$

$$\begin{cases} Det(M) = \lambda_1 \cdot \lambda_2 \\ Tr(M) = \lambda_1 + \lambda_2 \end{cases} \quad (4)$$

만약  $\lambda_1, \lambda_2$ 의 값이 모두 작으면 평탄하고  $\lambda_1, \lambda_2$ 중 하나는 크고 하나는 작으면 경계선이며 둘 다 큰 값을 가지면 이는 Corner Point가 되며, (그림 6)과 같이 Edge와 Corner Point들을 찾는다.



(a) 위성영상1(reference) (b) 위성영상2(comparison1)

(그림 6) Harris Corner Detection 결과

## 2. Normalized Cross Correlation(NCC)(D.-M. Tsai 외 1명)

NCC는 두 사진의 유사도를 비교할 경우에는 각 픽셀 데이터들의 색상값이 얼마나 유사하게 관련되어 있는지를 측정하는 방법이며, 2차원 x,y 픽셀 좌표에서는 Normalized Cross Correlation(NCC)은 식 5와 같이 정의된다.

$$NCC = \frac{\sum_{(x+\Delta x, y+\Delta y)} (I_k(x, y) - \bar{I}_k)(I_n(x + \Delta x, y + \Delta y) - \bar{I}_n)}{\sqrt{\sum_{(x, y)} (I_k(x, y) - \bar{I}_k)^2 \sum_{(x + \Delta x, y + \Delta y)} (I_n(x + \Delta x, y + \Delta y) - \bar{I}_n)^2}} \quad (5)$$

식(5)에서  $I_k$  는 k 영상에서 그레이값을 의미하며,  $I_n$  은 k 영상과 비교가 되는 n 영상의 그레이값을 의미한다. 각  $\bar{I}_k$  와  $\bar{I}_n$  은 각 k 와 n 영상의 그레이값의 평균을 의미하며,  $\Delta x$  와  $\Delta y$  는  $= 0, 1, 2, \dots, N-1$  정도로 상관관계를 가지는 x 와 y 좌표를 의미한다. Cross Correlation은 영상 처리 분야의 템플릿 매칭에서 널리 사용되는 방법이며, 위성영상1에서의 특징점들을 이용하여 template 영상을 생성하고 위성영상2~5의 특징점 중 일치하는 점을 찾고 (그림 7)과 같다.



(그림 7) NCC 결과

## 3. RANdom Sample Consensus(RANSAC)(Torr 외 1명)

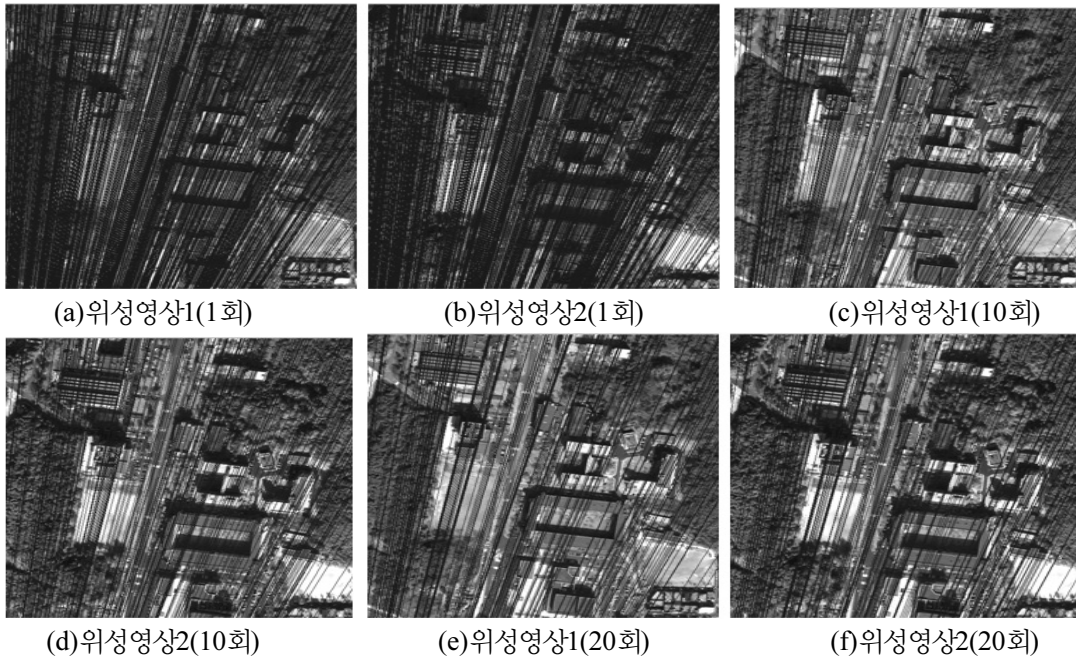
우리는 앞에서 구한 일치하는 특징점을 이용하여 Epipolar lines을 추정하기 위해서는 RANSAC 알고리즘을 통해 Fundamental matrix를 구하고, RANSAC 알고리즘은 아래와 같은 단계로 수행된다.

단계1. 필요한 최소 개수의 쌍의 집합(선형 계산을 위해 8개)을 구하기 위해 모든 일치된 점들을 표본 추출한 후, Fundamental matrix를 계산한다.

단계2. 임계값이 주어졌을 때 에피폴라 선까지 거리가 임계값보다 적은 쌍 모두를 선택한다. 이것이 올바른 Fundamental matrix를 계산하기 위해 추출된 표본 집단이다.

단계3. 선택된 쌍의 수가 올바른 데이터 점들의 초기 추정보다 크면 그때 선택된 모든 쌍에 대해 선형 기준을 사용하여 Fundamental matrix를 계산한다.

단계4. 그렇지 않으면 단계 1에서 3까지를 지정한 횟수만큼 반복한다. 가장 큰 표본 집단이 구해 졌을 때 계산한 Fundamental matrix가 최종 matrix가 된다.

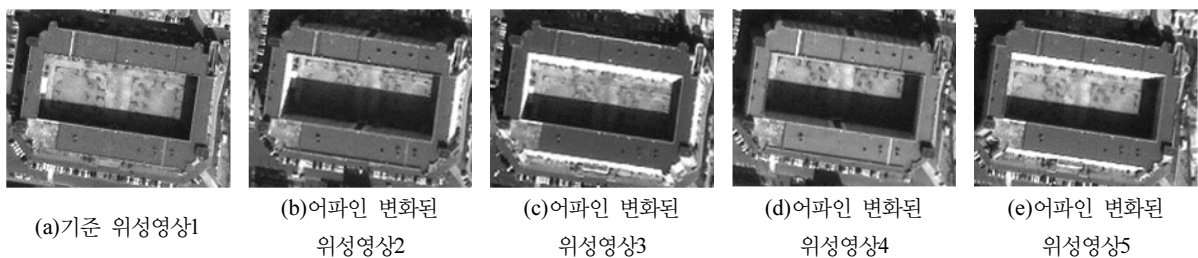


(그림 8) RANSAC 반복에 의해 구해진 Epipolar lines 결과

RANSAC에 의해 구해진 Fundamental matrix는 카메라 파라미터를 포함한 영상의 실제 픽셀 좌표사이의 기하학적 관계를 표현하는 matrix이다. (그림 8)과 같이 RANSAC 알고리즘 반복에 의해 Epipolar lines을 구하였다.

#### IV. 실험 및 결과

기존 연구(박종원 외 3)에서는 서로 다른 시간에서 획득한 5장의 위성영상을 이용하므로 촬영 각과 태양 각에 변화로 인한 기하학적 왜곡이 포함되어 있으므로 수동으로 특징점을 추출하여 왜곡을 보정한 후 SR을 적용했던 것과 같이 본 논문에서도 기존연구에서 사용한 서로 다른 시간에서 획득한 5장의 위성영상을 이용하여 자동으로 특징점을 추출하였다. (그림 9)는 각 위성영상에서 자동으로 추출된 특징점들을 최소제곱법을 이용하여 어파인 변환 파라미터를 구하여 어파인 변환 결과를 확인 하였다.



(그림 9) 자동으로 추출된 특징점을 이용한 어파인 변환 결과

자동으로 추출된 특징점들의 정확도를 분석하기 위해 평균제곱근오차(RMSE:root mean square error)를 사용하였다. 그 결과 <표 2>와 같이 subpixel 이하로 나타난 것을 확인하였고, 수동으로 추출된 RMSE보다 오차율이 낮음을 확인할 수 있다.

<표 2> 어파인 변환 파라미터 평균제곱근오차

수동 추출(박종원 외 3)					자동 추출			
RMSE	위성영상2	위성영상3	위성영상4	위성영상5	위성 영상2	위성영상3	위성영상4	위성영상5
RMSE <sub>x</sub>	0.5272	0.5104	0.6132	0.4986	0.4982	0.4894	0.6182	0.4873
RMSE <sub>y</sub>	0.7884	0.5069	0.9044	0.5064	0.7663	0.4939	0.8763	0.4912

위성영상에 적합한 POCS(Projection onto convex sets) 알고리즘을 사용하여 수동과 자동으로 추출한 0.5m 급 저해상도 위성영상을 1m 급 고해상도 국소 지역 위성 영상을 (그림 10)과 같이 생성 하였다.



(a) 수동 특징점 추출에 의한 SR 결과      (b) 자동 특징점 추출에 의한 SR 결과  
(그림 10) 수동·자동 특징점 추출에 의한 SR 결과 비교

자동으로 특징점을 구해 SR을 적용한 결과와 기존연구에서 수동으로 구한 SR 결과와 같이 에지 부분이 뚜렷하게 나타나는 것을 확인 할 수 있었고, 전문가에 의해 추출한 특징점과 비슷한 결과를 확인할 수 있었다. 그러나 특정 건물 또는 기반시설의 위치를 자동으로 완벽하게 파악하기 위해서는 위성영상을 위한 Classification 연구가 계속 수행되어야 할 것이다.

## 참고문헌

- 박종원 (2013), “고해상도 위성영상을 위한 국소영역 공간해상도 향상 기법”, 「전자공학회 논문지」, 50(4) : 897-903.
- R. C. Gonzalez, R. E. Woods (2002), *Digital Image Processing 2nd ed.*
- S. M. Park, M. K. Park, M. G. Kang (2003), “Super-Resolution Image Construction: A Technical Overview,” *IEEE signal processing magazine.*
- D. Jain (2005), “Superresolution using Papoulis-Gechberg Algorithm.”
- M. Irani and S. Peleg (1991), “Improving resolution by image registration,” *CVGIP: Graphical Models and Image Proc.*, vol. 53, 231-239.



- A. Zomet, A. Rav-Acha, S. Peleg (2001), "Robust Super-Resolution," *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, 645-650.
- A. M. Tekalp (1995), *Digital Video Processing*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- T. Q. Pham, L. J. van Vliet, and K. Schutte (2006), "Robust fusion of irregularly sampled data using adaptive normalized convolution," *EURASIP J. Appl. Signal Process.*, article ID 83268.
- C. Harris and M. Stephens (1988), "A combined corner and edge detector", Alvey Vision Conference.
- D.-M. Tsai and C.-T. Lin (2003), "Fast normalized cross correlation for defect detection," *Pattern Recogn. Lett.*
- Torr, P. H. S., and A. Zisserman (2000), MLESAC: A New Robust Estimator with Application to Estimating Image Geometry, *Computer Vision and Image Understanding*.