

시계열 위성영상을 위한 효과적인 Super Resolution 기법

An Efficient Super Resolution Method for Time-Series Remotely Sensed Image

정 승 균* 최 윤 수** 정 형 섭***
Seung Kyoong Jung Yun Soo Choi Hyung Sup Jung

요 약 정지궤도 해색 센서(GOCI : Geostationary Ocean Color Imager)는 세계 최초의 정지궤도 위성으로 매일 1시간마다 8장의 영상을 획득 할 수 있어 육상과 해양 모두 활용성이 높은 위성이다. 그러나 500m의 GSD(Ground Sample Distance)를 지나는 저해상도 영상은 육상 활용에 한계가 있다. 최근, 컴퓨터 비전분야에서 활발히 진행 중인 기술인 Super Resolution(이하 SR)는 유사 시간대에 촬영한 저해상도 영상으로부터 고해상도 영상을 제작하는 기술로, 이를 시간 해상도가 높은 시계열 위성인 GOCI에 적용한다면 해상도가 향상 된 영상의 취득이 가능하며, 또한 광학 위성 영상의 단점인 구름에 의해 손실된 지상 정보의 복원이 가능할 것이다. 본 연구에서는, GOCI 자료를 위한 효율적인 초해상도 영상 복원 알고리즘 개발을 위한 선행연구로써 위성 영상 취득과정과 유사한 환경의 시뮬레이션을 통해 시계열 자료를 제작하고, 제작된 자료를 제한한 알고리즘에 적용함으로써 0.1 단위의 픽셀 정합도를 확인 하였고, 원본 영상과 RMSE 0.5763, PSNR 52.9183 db, SSIM Index 0.9486의 정확도를 나타낸 HR 영상을 복원하였다.

키워드 : GOCI, Super Resolution(SR), 영상 상호정합, 방사 정규화, 영상 복원

Abstract GOCI is the world first Ocean Color Imager in Geostationary Orbit, which could obtain total 8 images of the same region a day, however, its spatial resolution(500m) is not enough to use for the accurate land application. Super Resolution(SR), reconstructing the high resolution(HR) image from multiple low resolution(LR) images introduced by computer vision field. could be applied to the time-series remotely sensed images such as GOCI data, and the higher resolution image could be reconstructed from multiple images by the SR, and also the cloud masked area of images could be recovered. As the precedent study for developing the efficient SR method for GOCI images, on this research, it reproduced the simulated data under the acquisition process of the remote sensed data, and then the simulated images are applied to the proposed algorithm. From the proposed algorithm result of the simulated data, it turned out that low resolution(LR) images could be registered in sub-pixel accuracy, and the reconstructed HR image including RMSE, PSNR, SSIM Index value compared with original HR image were 0.5763, 52.9183 db, 0.9486, could be obtained.

Keywords : GOCI, Super Resolution(SR), Image Co-Registration, Radiometric Normalization, Image Restoration

† 이 논문은 국토해양부 정지궤도해양위성 활용연구지원사업 - 공간정보 전문 인력 양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임.

* 서울시립대학교 공간정보공학과 석사수료 skjay@uos.ac.kr

** 서울시립대학교 공간정보공학과 정교수 choiys@uos.ac.kr(교신저자)

*** 서울시립대학교 공간정보공학과 조교수 hsjung@uos.ac.kr

1. 서론

2010년 8월에 발사된 천리안 위성의 GOCI(Geo-stationary Ocean Color Imager) 센서는 해양 센서로는 “세계 최초의 정지궤도 위성”으로 운용고도 36,000km 상공에서 동경 128.2도의 운용궤도에서 미션을 수행한다. 탑재체는 영상관측센서, 해상관측센서, 통신 중계기 및 안테나로 이루어져 있으며, 총 2,500km × 2,500km의 넓은 관측영역에 대해 매일 1시간 마다 시계열 위성 영상을 제공한다. 기존 해양 센서에 비해 월등히 높은 해상도인 500m의 GSD (Ground Sample Distance)를 지니고 있어 고해상도의 해양 모니터링 뿐 아니라, 거시적으로 식생분포나 황사 정보, 홍수, 폭설 등에 이르는 다양한 육상 및 대기 정보를 사용자에게 제공하여, 많은 분야에서 활용 할 수 있을 것으로 예상된다.

그러나 GOCI 영상은 거시적 육상 모니터링에는 적합하지만, 미시적 육상 활용 분야에 있어 저해상도 영상으로 지상 활용 분야에 한계를 지닐 수밖에 없다. 또한 광학 센서의 특성 상 구름이나 태양 고도의 영향을 크게 받기 때문에 구름에 의해 탐지되지 않는 영역 및 헤이즈(haze)에 의한 방사 오차로 인해 정밀한 육상 활용이 용이하지 않을 수 있다.

최근, 유사시간대에 촬영한 저해상도의 영상으로부터 고해상의 영상을 제작하는 기술인 Super Resolution(SR) 기술이 컴퓨터 비전 분야에서 활발히 진행되고 있다.

지금까지 광학영상의 경우, 유사 시간대에 촬영한 시계열 영상을 얻기 어려웠으나 천리안 위성은 하루에 8장의 동일지역 자료 취득이 가능해 SR 기술을 통해, 유사 시간대 수십 장의 GOCI 자료로부터 구름에 의해 탐지되지 못한 영역이 복원 및 보다 높은 공간 해상도를 지니는 영상을 제작하는 것이 가능하여 GOCI 영상의 육상분야 활용의 다양성을 만족 시킬 수 있다.

현재 발사된 천리안 위성의 탑재체 GOCI 센서는 궤도를 순항중이며, 자료 배포 이전에 영상과 위성간의 기하 및 방사 보정이 진행되고 있다.

이에 본 연구에서는 GOCI 자료 취득에 앞서, 기존의 SR 알고리즘에 대한 선행 연구를 거쳐 시계열 위성 영상에 효과적인 SR 알고리즘을 구현한다. 알고리즘에 적용 될 영상은 한 장의 High Resolution (이하 HR) 영상으로부터 시계열 위성 영상 취득과

정의 시뮬레이션을 통해 모사된 다수의 GOCI 저해상도 영상을 사용하고, 이를 제안된 알고리즘에 적용하여 취득한 영상을 원본 HR 데이터와 비교·분석하여, 알고리즘의 가능성을 확인하고, 그 결과를 분석함으로써 시계열 위성 영상을 위한 효과적인 SR 알고리즘을 연구하는 것을 본 연구의 목적으로 한다.

2. 연구 방법

2.1 SR 선행연구 사례

SR 기법은 주로 주파수 영역과 공간 영역에서의 접근법으로 구분된다.

주파수 영역에서의 SR 기법은 상대적으로 매우 단순하고 계산량이 적지만, 모델 오차에 매우 민감하여 이 방법을 시계열 위성 영상에 적용하는 데에 한계가 있다[5].

공간 영역에서의 SR 기법은 그림 1과 같이 분류될 수 있다.

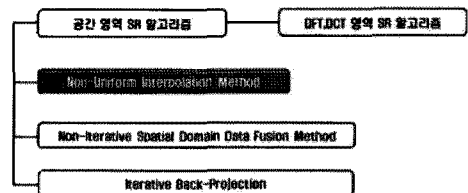


그림 1. 공간 영역에서의 SR 기법 분류

Non-Iterative Spatial Domain Fusion Method는 LR 영상 내에 존재하는 각 픽셀에 가중치를 할당하여, 고해상도 영상의 픽셀을 구하는 방법으로 반복문 없이 빠른 연산을 수행 할 수 있다[9].

Iterative Back-Projection Method는 원본 HR 영상에서 LR 영상으로 변환되는 매소드와 파라미터를 초기 설정하고, 이를 통해 추정된 LR 영상과 실제 관측된 LR 영상간의 차이를 최소화 하는 최적의 LR 영상 변환 파라미터의 추정을 반복적으로 수행하여 파라미터를 검출하고, 이를 다시 LR 영상에 역으로 적용하여 HR 영상을 복원하는 방법이다. 그러나 이러한 방법들은 대개 많은 연산 시간을 요구하고, 또한 영상 간 상관관계가 매우 높아야 하는 제약조건이 있다[8].

이러한 SR 기법 중 가장 기본적이고, 많이 사용되는 방법은 영상 상호 정합과 그리딩(Gridding)을 기

반으로 하는 방법인 Nonuniform Interpolation Approach 이다. 이 방법은 그림 2와 같이 세 단계인 1) 영상 상호 정합 : LR 영상 모든 픽셀을 HR 영상의 불규칙 그리드로 정의된 참조 영상에 위치시킴 2) 그리딩 : 노이즈와 블러(blur)를 포함한 LR 영상의 개별 픽셀을 HR 그리드에 할당 3) 영상 복원 : Deblurring을 통해 그리딩 된 영상의 노이즈 제거와 블러 제거하는 영상 복원 과정으로 이루어진다[7].

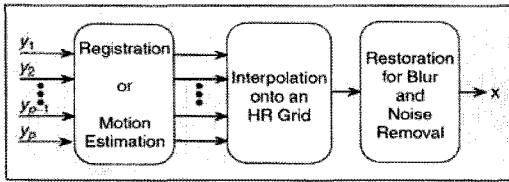


그림 2. 정합과 보간법에 기반 한 SR 기법[7]

지금까지 연구 된 SR 알고리즘의 경우, 비디오 시퀀스 영상과 같은 영상 간의 상관관계가 높고 다수의 영상을 쉽게 취득 할 수 있는 영상을 대상으로 진행되었다.

그러나 시계열 영상의 경우, 영상 별로 태양 복사각에 의해 서로 다른 방사 값을 갖게 되고, 위성 촬영 기하에 따라 서로 다른 위치의 지상 정보를 포함하게 된다. 즉 기존의 연구사례에 적용되었던 비디오 영상 시퀀스와 같이 표준화 된 자료와는 달리, 시계열성을 갖는 자료를 대상으로 하는 본 연구의 경우, 영상 방사 값에 대한 표준화 및 서로 다른 기하를 갖는 영상에 대해 정밀한 기하 보정이 요구된다.

본 연구에서는, 기존의 연구사례인 정합과 보간법에 기반 한 SR 알고리즘을 응용하여, 시계열 위성 영상에 적합한 서브픽셀 단위의 영상 정합, 영상 간 방사 값 정규화를 구현하고 이를 기반으로 한 HR 영상 복원을 통해 시계열 위성 영상에 효과적인 SR 알고리즘 구축을 목표로 한다.

2.1 위성영상의 취득과정

일반적으로 원격탐사 센서에 저장되는 저해상도 영상은 다음과 같은 과정을 통해서 취득된다. 그림 3과 같이 CCD에 의하여 센싱 된 영상 $Y[m,n]$ 은 다음 수식 1과 같이 수식화 될 수 있다[7].

$$Y[m,n] = [H_{cam}(x,y)**F(H_{atm}(x,y)**X(x,y))] \downarrow + V[m,n]$$

수식 1

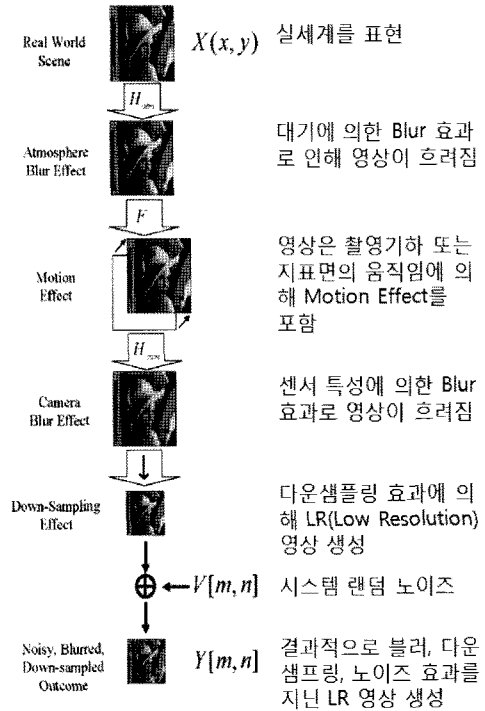


그림 3. 위성영상의 취득과정[7]

위 수식 1에서, $X(x,y)$ 는 실세계에서 센서에 들어오는 빛의 강도, H_{atm} 은 대기에 의해 blur 되는 효과, H_{cam} 은 카메라 렌즈에 의하여 blur 되는 효과, $**$ 는 2차원 컨볼루션(convolution) 연산자, F 는 warping 연산자, \downarrow 는 down-sampling 연산자, $V[m,n]$ 는 시스템의 랜덤 노이즈 연산자이다. SR 기법은 수 십장의 노이즈와 블러 효과를 지닌 서로 다른 Low Resolution(이하 LR) 영상을 이용하여 HR 영상을 제작하는 과정을 의미하는 것으로, 위 수식의 일반적인 SR 모델은 다음 수식 2와 같은 행렬식을 기반으로 개발된다[7].

$$Y_k = D_k H_k^{cam} F_k H_k^{atm} X + V_k \quad \text{for } k=1, \dots, N.$$

수식 2

여기서, F_k 행렬은 $r^2 M^2 \times r^2 M^2$ 의 크기를 지니며, HR 영상 X (행렬크기: $r^2 M^2 \times 1$)과 k 번째 LR 영상인 Y_k (행렬크기: $M^2 \times 1$) 사이의 기하학적 모션 연산자이고, r 은 resolution enhancement factor이다. H_k^{cam} 과 H_k^{atm} 은 각각 카메라의 점확산 함수(PSF: Point Spread Function)을 모델화하는 블러 행렬과 대기 효과를 모델화하는 블러 행렬로 $r^2 M^2 \times r^2 M^2$ 의 행렬크기를 지닌다. $M^2 \times r^2 M^2$ 의 크기를 지니는 행렬

D_k 는 간축(Down-Sampling) 연산자이며, $M^2 \times 1$ 벡터 V_k 는 시스템 노이즈, N 은 LR 영상의 개수이다. 위의 수식 2는 다음의 수식 3과 같이 간략하게 표현 될 수 있다[7].

$$\begin{aligned} Y_k &= D_k H_k^{com} F_k H_k^{atm} X + V_k \\ &= D_k H_k F_k X + V_k \quad \text{for } k=1, \dots, N. \end{aligned}$$

수식 3

2.3 데이터 처리과정

위 SR 기법을 시계열 위성 영상인 GOCI 센서의 영상에 적용 할 때 두 가지의 문제점이 존재하게 된다. 먼저, GOCI 자료에서는 영상의 실제 좌표를 제공하지 않기 때문에, 단일 영상 및 영상간의 서브픽셀 단위의 움직임을 계산해야 한다. 또한 인공위성에 의한 관측은 관측시의 대기상태가 모두 다르고, 태양 천정 각에 의해 영상의 방사 값이 달라지기 때문에 LR 영상간의 대기에 의한 블러 효과와 방사 값을 상대적으로 보정해야 한다. 따라서 영상 취득 시간별로 다른 대기 블러 효과와 태양 복사에너지의 양과 천정각에 따른 방사 값의 차이를 보정할 수 있는 상대 방사보정 기법의 적용이 필요하다. 본 연구에서는, GOCI 데이터의 기하 및 방사 보정이 완벽히 시행 된 상태인 것으로 영상 별로 대기에 의해 달라지는 블러는 이미 전처리 과정을 통해 복원 된 것으로 가정하고, 영상 간 상대 블러 보정을 고려하지 않았다. 또한 motion effect는 rotation으로 가정하였고, 영상 내 픽셀간의 간격과 상대 위치는 정밀한 기하 보정에 의해 복원 된 것으로 가정하여, 본 연구에선 LR 영상 간의 2차원 등각 움직임만을 고려하였다.

GOCI 데이터를 위한 효과적인 SR 알고리즘의 연구를 위해, 본 연구에서는 먼저 위의 수식 3의 과정을 통해 단일 HR 영상에서부터 다수의 LR 영상을 제작하는 시뮬레이션을 시행하였다. 제작된 다수의 LR 영상을 그림 2의 Nonuniform Interpolation Approach 방법을 통해 LR 영상을 직접적으로 복원 할 수 있는 알고리즘에 관한 연구를 실시하였고, 제작된 LR 영상을 직접 알고리즘에 적용하여 HR 영상과의 비교를 통해, 최적의 HR 영상을 복원할 수 있는 알고리즘을 결정하였다.

본 연구의 총 과정은 그림 4와 같다.

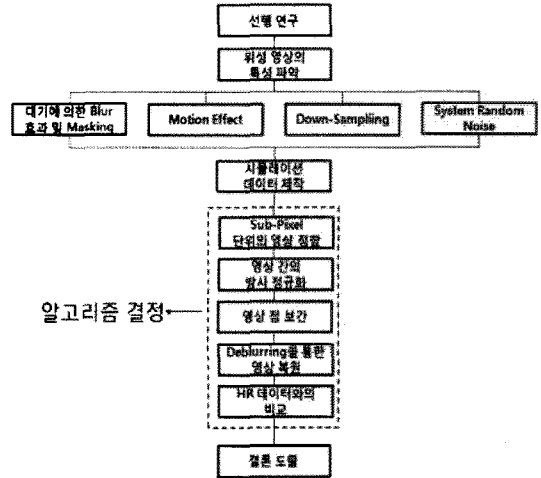


그림 4. 연구 과정

3. 저해상도 영상 모사

SR 알고리즘을 통해 획득 된 데이터의 검증은 원본 HR 영상에서 추출한 LR 데이터와 알고리즘을 통해 복원된 HR과 원본 HR 간의 정량적 비교를 통해 가능하다. 본 연구는 시계열 위성 영상에 대한 SR 알고리즘의 연구로서, 시계열 위성 영상 취득 과정의 환경에 맞춰 시물레이션 데이터를 제작하였다.

시물레이션 환경은 앞 절에서 언급한 바와 같이 촬영 시간대의 차이에 따른 방사 값 조정, 대기에 의한 블러 효과 및 마스크, 촬영 기하에 의한 회전 효과, 다운 샘플링, 시스템 랜덤 노이즈 등을 적용하였다.

시물레이션 과정 그림 5와 같고, 이를 간략히 요약하면 다음과 같은 순서로 진행되었다.

- ① 원본 HR 영상에 개별 0.5~41.5 사이의 Slope와 10~20의 offset을 적용하여 영상 전체의 방사값을 조정함으로써 영상에 서로 다른 시계열성을 부과한다.
- ② 방사 값이 조정 된 영상에 저주파 필터링을 컨볼루션하여 블러가 포함 된 영상을 제작하고, 랜덤한 위치에 마스크를 실시한다.
- ③ 대기 효과가 포함 된 영상에 2D Affine Transform을 적용하여 회전 변환 된 위치에서의 영상을 추출한다.
- ④ 대기효과와 회전 효과가 적용된 영상에 무빙 컨볼루션을 이용한 다운 샘플링을 적용하여

1/4 크기의 영상을 추출한다.

- ⑤ 획득한 다운 샘플링 된 영상에 시스템 랜덤 노이즈를 추가 한다.

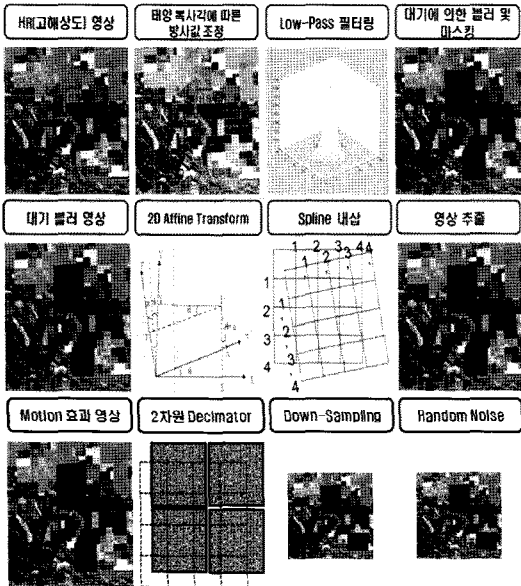


그림 5. 데이터 시뮬레이션 과정

위성 영상의 지상 정보 특징은 다양한 구조적 패턴 및 영상 내 경계선인 엣지(Edge)로써, 이러한 특성을 지닌 지상 정보의 복원 정도를 확인하기 위해 본 연구에서는, 모사 영상 제작의 원본 데이터로 엣지 및 다양한 구조적 패턴을 나타내는 지역을 LANDSAT7의 Pan 센서로 취득한 영상을 원본 HR 영상으로 설정하였다. 또한 시뮬레이션의 편의를 위해 전체 영상 중 일정 부분을 512×512의 크기로 분할하여 HR 영상의 원본으로 사용하였다. 만일 위 시뮬레이션과 동일한 과정을 통해 취득된 영상이라면, 본 연구에서 사용했던 영상의 결과와 동일 한 결과를 예상할 수 있다.

4. SR 알고리즘

본 연구에서는 앞서 소개한 Non-uniform Interpolation Approach를 응용하여 시계열 위성 영상을 위한 알고리즘에 적용하였다.

서브 픽셀 영상 정합은 Zooming FFT를 사용한 Coarse to Fine 영상 상호 정합을 통해 구현하였고, 2D-Scattergram을 통해 방사 정규화를 실시하여

영상 간의 밝기 값을 정규화 시켰다. 영상 그리딩에는 IDW 보간법을 적용하였고, Pseudo 역 필터링을 통한 영상 복원으로 이루어진 제안 된 알고리즘은 다음 그림 6과 같다.

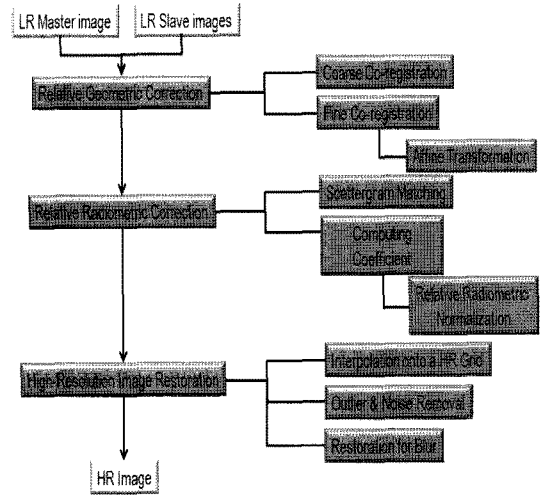


그림 6. SR 알고리즘 Block-Diagram

4.1 Sub-Pixel 단위의 영상 상호 정합

SR 기법의 구현에 있어, 가장 기본적인 필요·충분 조건은 LR 영상 간 Sub-Pixel 단위의 움직임이 있어야 하고, 이를 정확히 추정하는 것이다. 영상 위치 추정에 앞서, Master 영상에 대한 Slave 영상 개별 픽셀의 매칭 점 검색이 선행되어야 한다. 본 연구에서는, Master 와 Slave 영상 간의 Sub-Pixel 단위의 매칭점 추정을 위해, Up-Sampling 푸리에 변환과 Cross-Correlation 매칭 기법에 기반 한 Coarse to Fine Co-Registration을 통해 LR 영상간의 매칭점을 추정하였다.

먼저, 수식 4와 같이 푸리에 변환을 사용한 크로스 코릴레이션을 이용해 코릴레이션 행렬에서 최대 값을 갖는 지점의 검색을 통해 두 영상간의 Coarse (성긴) 한 매칭 점 검색을 실시하였다[11].

$$f(x, y) \circ w(x, y) \Leftrightarrow F(u, v) \times W^*(u, v) \tag{수식 4}$$

Coarse Level 에서의 매칭 점을 기준으로 코릴레이션 행렬을 Up-Sampling FFT를 통해 원하는 정확도만큼 보간 시켜 확대시킨 후, 가장 높은 값을 갖는 위치를 검색 한다면, Fine Level 에서의 서브

픽셀 단위 매칭 점을 결정 할 수 있다[4].

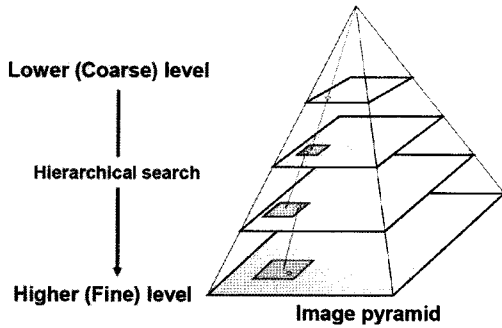


그림 7. Coarse to Fine 상호 영상 정합[15]

그림 7과 같이 Coarse Level에서의 offset 매칭 점을 통해 Fine Level의 서브 픽셀 단위 매칭 점을 검색하는 방법을 Coarse to Fine Co-Registration 이라고 한다. 이러한 방법을 다음 그림 8과 같이 영상 간 슬라이딩 윈도우를 적용하여 영상 내 모든 픽셀에 대한 상대적 매칭 점을 검색한다.

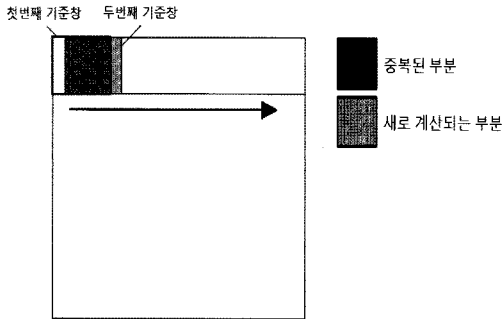


그림 8. Sliding Window

위 과정에서 결정 된 Master와 Slave 영상 간의 다수의 매칭 점을 통해 Master 영상 기준으로 각 Slave 영상의 기하 관계를 설정 할 수 있다. 본 연구에서는 두 영상간의 기하를 2차원 부등각 변환으로 가정하여 최소 제곱법을 통해 최적의 6 파라미터를 결정하였으며, 이렇게 결정 된 기하 관계를 통해 Master 영상의 좌표계에 Slave 영상을 서브 픽셀 단위로 위치시킬 수 있다.

4.2 방사 정규화

인공위성 자료는 관측시의 대기산란 및 흡수, 위성이 지나가는 시간에서의 파라 달라지는 태양 천

정각, 지형 효과에 의한 방사 오차와 같은 다양한 오차 변수를 거쳐 CCD에 취득 된다. 본 연구에서는 절대 방사보정은 완벽히 실시 된 것으로 가정하고 상대 방사 정규화를 통해 LR 자료간의 밝기값 정규화를 실시하였다.

Master 영상과 Slave 영상 간의 밝기 값 정규화를 위해 수식 5와 같이 두 영상의 밝기값(DN)의 개수를 나타내는 히스토그램을 제작하고, 그림 9와 같이 히스토그램을 기반으로 한 2D Scattergram을 제작한다. 두 영상 간의 밝기 값 분포를 나타내는 2D Scattergram을 선형화 시키는 slope과 offset 값을 최소제곱법을 통해 결정하고, 이를 토대로 Master 영상에 대해 개별 Slave 영상의 밝기 값을 정규화 한다[2].

$$x = hist_{DN_p} = count(DN_p) / N$$

$$DN_p = [DN_{p1} DN_{p2} \dots DN_{pK}]^T = \begin{bmatrix} DN_{p1} \\ DN_{p2} \\ \vdots \\ DN_{pK} \end{bmatrix}$$

$$y = hist_{DN_q} = count(DN_q) / N$$

$$DN_q = [DN_{q1} DN_{q2} \dots DN_{qK}]^T = \begin{bmatrix} DN_{q1} \\ DN_{q2} \\ \vdots \\ DN_{qK} \end{bmatrix}$$

수식 5

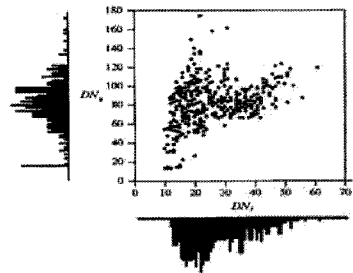


그림 9. 2D Scattergram[2]

위 그림 9에서 확인 할 수 있듯이, 2D Scattergram의 두 축 x,y는 각 영상 p와 q의 DN 값에 대한 히스토그램임을 알 수 있다. 즉, 두 영상 간의 특정 픽셀 값 DN_{pK}와 DN_{qK}의 히스토그램을 3D Scattergram에서 구현하고, 두 히스토그램의 교차점들을 다시 2D Scattergram에 투영시킴으로써 각 영상 별로 동일 픽셀 값에 대한 개수를 2D Scattergram에서 점의 분포로 확인 할 수 있다

만약, 두 영상간의 DN의 분포가 유사하다면, 즉, 두 영상 간 동일 픽셀에서의 개수가 서로 같다면,

2D Scattergram에서의 점의 분포는 분산된 형태가 아닌 $y=x$ 의 형태로 나타나고, 그 반대의 경우, 점의 분포가 2차원 Scattergram 전역에 걸쳐 퍼져 나타날 것이다.

Master 영상과 Slave 영상 간 밝기 값의 패턴이 어느 정도 일치한다면, 2D Scattergram 내의 분산된 점들은 선형의 모습을 띄고, 이를 통해 두 영상의 밝기 값 간의 상관 관계를 유추 할 수 있다. 이러한 밝기 값의 분포를 최소 제곱법을 통해 $y=ax+b$ 의 형태로 모델링 하여 Master 영상 기준으로 Slave 영상의 밝기 값을 정규화 시킬 수 있다.

4.3 영상 그리딩

위 두 과정을 통해 LR 영상의 서브 픽셀 단위에서의 위치와, 표준화된 차이 정보를 획득 할 수 있었다. 이렇게 취득된 LR 영상의 차이 정보는 HR Grid 공간상에 Non-Uniform 하게 위치하고, 이러한 Non-Uniform한 배열 위의 LR 영상의 픽셀을 HR 그리드위에 위치시킴으로서, HR 영상을 추정 할 수 있다[15].

본 연구에서는, 그림 10과 같이 sparse 한 상태의 배열을 그리딩하기 위해, 수식 6과 같이 일정 범위 내에 존재하는 모든 점들(z_k)에 대해, 거리(D_k)에 비례하는 Weight를 할당하여 보간 하는 IDW (Inverse Distance Weight) 그리딩 기법을 사용하여 HR 그리드에 밝기 값을 할당 하였다.

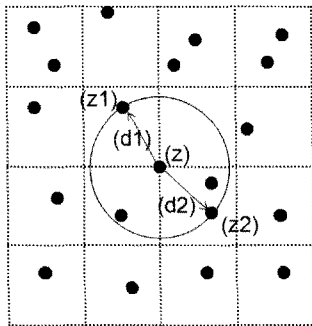


그림 10. IDW 그리딩

$$z_i = \frac{\sum_{k=1}^n \frac{Z_k}{D_k}}{\sum_{k=1}^n \frac{1}{D_k}}$$

수식 6

4.4 영상 복원

지금까지의 과정 거쳐 추정 된 영상은 기존의 HR 에 비해 저주파 요소와 LR 영상이 지니고 있는 노이즈를 포함하게 된다. 추정 된 HR 영상 $g(x,y)$ 는 원본 영상 $f(x,y)$ 에 대해 다음 그림 11과 같이 모델화 될 수 있다[3].

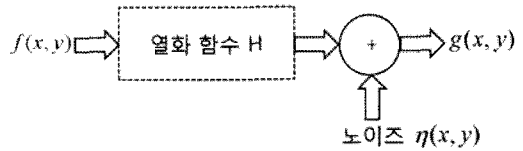


그림 11. 영상 열화 모델

위 모델을 푸리에 변환 된 수식으로 바꾸면 다음 수식 7과 같다[1].

$$G(u,v) = H(u,v) * F(u,v) + N(u,v) \quad \text{수식 7}$$

여기서 $H(u,v)$ 는 열화 함수 $h(x,y)$ 를 푸리에 변환 한 주파수 도메인의 함수, $F(u,v)$ 는 영상 $f(x,y)$ 의 푸리에 변환 함수, $N(u,v)$ 는 추가적 노이즈, 기호 “*”는 2차원 컨볼루션을 나타낸다. 선형 공간 불변 열화 함수 H 로 인해 열화 된 함수 $G(u,v)$ 는 모델링 된 열화 함수 H 를 다시 디컨볼루션 하여 원본 F 에 근사한 \hat{F} 를 복원 할 수 있다[3].

그러나 함수 $H(u,v)$ 는 0 또는 0에 가까운 값을 갖고 있기 때문에 역 푸리에 변환 수행 시 \hat{F} 의 값이 무한대로 발산하게 된다. 이러한 경우에 대비해 수식 8과 같이 역 변환 요소인 $H(u,v)$ 에 일정 임계치 γ 를 설정하여 $H(u,v)$ 에 근접한 열화 함수를 모델링한다. 이러한 유형의 필터링을 의사 역(pseudo inverse) 필터링이라고 한다.

$$\hat{F}(u,v) = \frac{G(u,v)}{H(u,v)} \text{ if } H(u,v) > \gamma, \\ H(u,v) = H(u,v), \text{ else} \\ H(u,v) = \gamma$$

수식 8

5. 실험 결과

시뮬레이션 과정에서 gain과 offset의 효과를 제거한 채 제작한 한 장의 Master 영상과 0.5~1.5 사이

의 gain과 10~20 사이의 offset 값을 통해 영상 전체 방사 값을 조절하여 시계열성을 부과한 40 장의 Slave 영상을 이용해 본 연구에서 제안한 알고리즘에 적용하여 HR 영상 복원을 실시하였다.

5.1 영상 상호 정합 결과

영상 상호 정합의 결과를 분석하기 위해 시물레이션을 통해 취득한 Master 영상을 기준으로 개별 Slave 영상에 대해 영상 상호 정합을 실시하였고, 매칭 점간의 평균 제곱근 오차를 통해 정확도를 분석하였다.

Coarse to Fine Co-Registration을 통해 획득한 Master 영상의 매칭 점을 M_x, M_y 로, i 번째 Slave 영상에서 Master 영상으로 Affine 변환된 매칭 점을 M'_x, M'_y 로 하였을 때, 두 매칭 점간의 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error)는 다음 수식 9와 같다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(M_{x_i} - M'_{x_i})^2 + (M_{y_i} - M'_{y_i})^2]} \quad \text{수식 9}$$

Sliding 윈도우를 이용한 매칭 점 검색 시, 이미 추출된 매칭 점 중, 최초 RMSE의 2배를 넘는 매칭 점을 매칭 점의 outlier로 가정하여 매칭 점 그룹에서 삭제하여 최적의 Affine 파라미터를 추출하였다.

영상 상호 정합 결과, 방사 값 조정 파라미터인 Slope가 1.5 이상, 0.5 이하 인 7 장의 LR 영상을 제외하고, 다른 LR 영상에서 마스킹, 노이즈, 블러 와는 상관 관계 없이 모두 0.1 이하의 서브 픽셀 단위의 매칭 점 간의 정합 정확도를 나타냈고, 대부분의 영상에서 모두 100 points 이상의 유효 매칭 점을 나타냈다.

5.2 방사 정규화 결과

시물레이션을 통해 취득한 Master 영상을 기준으로 개별 Slave 영상에 대해 그림 12와 같은 2D Scattergram을 통해 밝기 값의 분포를 획득 하였다. 방사 정규화를 실시하여, 최소제곱법을 통해 밝기 값의 분포를 최적으로 만족시키는 $Slope_i$ 과 $Offset_i$ 을 취득하여 수식 10과 같이 i 번째 Slave 영상 ($Slave_i(x,y)$)을 방사 정규화를 실시하였다. 이 과정을 통해 취득 한 방사 정규화 된 영상은 그림 13을

통해 확인 할 수 있다.

$$Slave_i(x,y) = [Slave_i(x,y) \times Slope_i] + Offset_i \quad \text{수식 10}$$

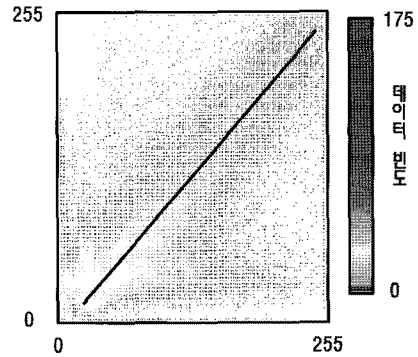


그림 12. 2D Scattergram



그림 13. 방사 정규화 비교

5.3 영상 그리딩 결과

상호 정합 후 취득된 영상의 배열 분포는 다음 그림 14와 같다. 취득된 LR 영상을 IDW 그리딩 기법을 적용하여 HR 그리드에 개별 픽셀의 밝기 값을 보간 하였다.

LR 영상이 포함하고 있는 마스킹 영역과 랜덤 노이즈가 그리딩 픽셀에 포함 될 경우, HR 영상에 근사한 영상을 취득하기 어렵다. 마스킹 영역과 랜덤 노이즈를 필터링 하기 위해, 레인지 내에 존재하는 픽셀 중, 픽셀 밝기 값의 평균에서 표준 편차를 넘는 값들을 추출하였고, 이러한 과정을 통해 픽셀 밝기 값의 표준 편차가 10으로 떨어질 때 까지 아웃라이어 제거하는 Low-Pass 필터링을 실시하여 보간 픽셀의 값들을 추출하였다.

그리딩 레인지는 범위 내의 픽셀이 겹치지 않는 0.5로 설정 하였고, 마스킹과 Low-Pass 필터링의 영향에 의해 픽셀의 개수가 하나 이하 일 경우, 레

인지를 1로 설정하여 IDW 그리딩을 실시하여 그림 15의 결과를 취득하였다.

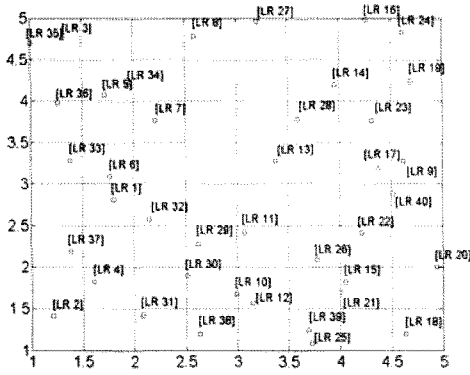


그림 14. 영상 상호 정합 후 획득된 LR 영상의 배열



그림 15. IDW 그리딩 결과

5.4 영상 복원 결과

그리딩 된 HR 추정 영상은 그리딩 과정을 통해 원본 HR 영상에 비해 저주파 요소를 포함하게 된다. 그리딩 픽셀 내의 밝기 값의 표준편차가 10이하가 되도록 고주파의 값을 갖는 밝기 값을 제거함을 통해 아웃라이어 제거하고, 다음 수식 11과 같이 원본 HR 영상 $f(x,y)$, 열화 함수 $h(x,y)$, 열화된 함수, 즉 IDW 그리딩 영상 $g(x,y)$, '*' 2차원 컨볼루션으로 모델링 하였다.

$$g(x,y) = f(x,y) * h(x,y) \tag{수식 11}$$

IDW 그리딩 방법은 주변 픽셀에 의한 가중 평균으로 열화 함수인 블러 모델은 가우시안 함수로 가정할 수 있다. 본 연구에서는 8×8 크기의 Hamming 함수를 가중 평균의 열화 모델로 가정하고 0에 근사한 영역은 실험을 통한 경험치인 0.05로 설정하여, 이를 역 필터링 함수로서, 영상 복원을 실시하고, Master을 기준으로 밝기 값을 보정하였고, 그림 16의 결과를 취득하였다.



그림 16. 복원된 HR 영상

6. 결과 분석

제안된 알고리즘을 통해 획득한 영상과 원본 HR 영상과의 RMSE, PSNR, SSIM Index를 통해 제안된 알고리즘을 검증하였다.

PSNR(Peak Singal to Noise Ratio)은 신호 대 잡음 비율인 SNR(Signal to Noise)과 유사한 개념으로, 수식 12와 같이 영상을 대표하는 Signal Power를 8비트 영상 픽셀의 최고 값(MAX_f)인 255로 대신하는 것이다. 수식 12에서의 $RMSE$ 는 원본 영상과 복원 영과의 평균 제곱 근 오차로 만일 복원된 영상과 원본 HR 영상이 정확히 일치하는 경우 PSNR의 값은 무한대로 발산하게 된다. 일반적으로 PSNR이 30db를 넘으면, 두 영상의 차이를 눈으로 구별하기 어려운 것으로, 복원된 영상과 원본 HR 영상을 비교할 때, PSNR이 11db 이상이면 유사도가 높은 영상으로 구분된다.

$$PSNR(dB) = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX_f^2}{MSE} \right) = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX_f}{RMSE} \right) \tag{수식 12}$$

인간의 눈의 주된 기능은 보이는 화면으로부터 구조적인 정보를 추출해내는 것으로, 구조적인 왜곡에 대한 측정이 영상의 왜곡을 해석하는 좋은 접근 방법이 될 수 있다. 본 연구에서는 이러한 구조적 왜곡 및 복원에 대한 정략적 측정을 위해 SSIM Index(STRUCTURAL SIMILARITY-BASED IMAGE QUALITY ASSESSMENT)를 그리딩 복원 영상과 원본 HR 영상, 더블러링 영상에 적용함으로써, 영상 복원의 정도를 측정하였다. 본 연구에 적용된 SSIM-Index의 수식은 다음 수식 13과 같다[10].

$$SSIM(x,y) = \frac{4\sigma_{xy}\bar{x}\bar{y}}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)(\bar{x}^2 + \bar{y}^2)}$$

수식 13

만일 두 영상이 완벽히 동일한 영상이라면 SSIM의 값은 1로 나타나고, 복원의 정도에 따라 1에 근접한 값을 나타낸다.

HR 원본 영상과의 차이를 위의 지표들을 이용해, 그리딩 된 HR 영상과 복원 된 영상, Master 영상을 오버 샘플링 한 영상과의 비교를 다음 표 1을 통해 정리하였다.

표 1. 실험 결과

분류	RMSE	PSNR	SSIM
IDW 그리딩	0.6283	52.1669	0.9182
IDW 복원	0.5763	52.9183	0.9486
공일차 오버샘플링	4.1087	35.8568	0.4429
Spline 오버샘플링	4.1070	35.8603	0.4258

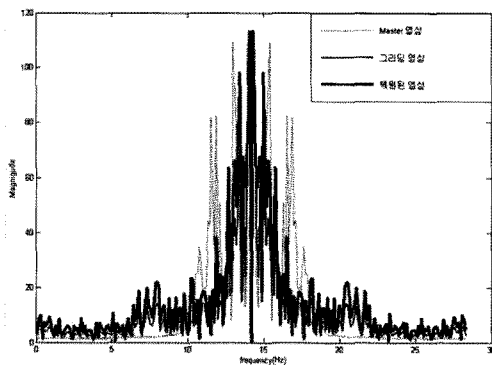


그림 17. 주파수 도메인에서의 비교

그림 17은 Master 영상과 IDW 그리딩 된 영상, 최종 복원 된 영상의 주파수 스펙트럼을 나타낸다. 그림에서 확인 할 수 있듯, 본 연구에서 제안한 SR

알고리즘을 통해 고주파 대역의 정보가 복원 된 것으로 Master 영상에서 손실한 고주파 대역의 정보를 취득 한 것으로 확인 되었다.

오버 샘플링 된 Master 영상의 RMSE가 모두 4~5 이상의 값인 반면, 본 연구에서 제안한 IDW 그리딩의 RMSE는 0.6283 으로, 원본 HR 영상에 상당히 근사한 값인 것을 확인 할 수 있었다. 또한 영상 복원 결과, IDW 그리딩의 경우 RMSE 가 0.052 만큼 향상 된 0.5763 으로 영상 복원의 가능성을 확인 하였다.

PSNR 의 경우, 마스터 영상에서 35db의 값을 나타내는 반면, IDW 그리딩과 복원 된 영상의 경우, 모두 50db 이상의 값을 나타내며, 화질의 우수함을 확인 할 수 있었다.

영상 픽셀 밝기 값 간의 정량적 차이 뿐 아니라, SSIM Index를 통해 영상의 구조적 왜곡에 대한 평가를 실시한 결과, 오버 샘플링 된 Master 영상은 0.42~0.44 정도의 원본 영상과의 구조적 상관 관계를 나타내는 반면, IDW 그리딩 결과, 영상 복원의 경우 완전히 일치하는 1에 근사한 0.9182의 값을 나타내었고, 영상 복원 결과 0.9486의 우수함을 확인 할 수 있었다.

7. 결론

본 연구는 GOCI 자료를 위한 효과적인 SR 알고리즘 개발의 선행 연구로서, 위성 영상 취득과정을 시물레이션을 거쳐 모사된 시계열 위성 영상을 통해 시계열 위성 SR 알고리즘에 관한 연구를 수행하였다. 연구에 적용 된 알고리즘은 Non-Uniform Interpolation 메소드로 Coarse to Fine 상호 정합, 2D-Scattergram을 이용한 방사 정규화, IDW 그리딩, 역 필터링을 통해 알고리즘을 구성하였다.

HR 원본 데이터로부터 모사 된 LR 데이터에 본 알고리즘에 적용하여 취득 된 HR 영상과 HR 원본 데이터와의 비교 분석을 통해 HR 영상과 RMSE 0.5763, PSNR 52.9183db, SSIM Index 0.9486의 차이를 나타내는 HR 영상을 복원 하였다.

또한 그림 18에서 육안으로 확인 할 수 있듯, 제안 된 알고리즘을 통해 복원 된 영상은 Bilinear, Spline 보간법을 통해 확대 시킨 영상과 비교하여 영상 내 구조적 형태 및 엣지의 탁월한 복원 정도를 확인 할 수 있다.



(A) 제안된 SR 알고리즘 결과



(B) 원본 HR 영상



(B) Bilinear (C) Spline (D) 제안된 SR 알고리즘 (E) 원본 영상

그림 18. 원본 HR 영상과의 비교

본 연구에서 제안한 알고리즘을 통해 취득시기에 따라 달라지는 기하와 서로 다른 방사 값을 갖게 되는 수십 장의 시계열 위성 영상 간의 서브 픽셀 단위의 상대 기하보정, 상대 방사 보정의 가능성을 확인 했고, 최종적으로 공간 해상도가 향상 된 영상을 취득 할 수 있음을 알 수 있다.

하지만 2차원 부동각 움직임만을 가정 한 시뮬레이션 데이터의 경우, 높은 유효 매칭 점과 정확도를 나타냈지만, 시계열 위성 영상은 보는 각도의 차이가 크기 때문에 시계열 위성 영상을 위한 센서 모델링에 기반 한 상대 기하 보정 알고리즘의 연구가

필요하다. 또한 역 필터링을 통한 영상 복원의 경우, 고주파 대역의 복원은 가능하지만 시행 후 영상 밝기 값에 변화가 생기기 때문에, 고주파수 대역의 정밀한 복원에 대한 연구도 수행되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] Brigham, E. Organ, 1988, The Fast Fourier Transform and Its Application, (Prentive-Hall Internationa Editions).
- [2] Campbell, James. B., 1944, Introduction to Remote Sensing, New York : Guilford Press, 2nd Edition.
- [3] Gonzalez, Rafael C., Richard, E. Woods., Steven, L. Eddins., 2004, Matlab을 이용한 디지털 영상처리, Prentice-Hall : ITC Korean language.
- [4] Guizar-Sicairos, Manuel, Samuel, T. Thurman., James, R. Fienup., 2008, "Efficient subpixel image registration algorithms," Opt. Lett. 33, 156-158.
- [5] Huang, T. S., R. Y. Tsai, 1984, "Multi-frame image restoration and registration," Adv. Comput. Vis. Image Process., Vol. 1, pp. 317-339.
- [6] Lertrattanapanich, S., N. K. Bose., 2002, "High resolution image formation from low resolution frames using Delaunay triangulation," IEEE Trans. Image Processing, Vol. 11, pp. 1427-441.
- [7] Park, Sung Cheol, Min Kyu, Prak., Moon Gi, Kang., 2003. "Super-Resolution Image Reconstruction : A Technial Overview," IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 20, No. 3, pp. 1-36.
- [8] Peleg, Shmuel, D. Keren, L. Schweitzer, 1992, "Improving image resolution using subpixel motion," CVGIP : Graph. Models Image Processing, Vol. 54, pp. 181-186
- [9] Teodosio, L., Walter, Bender, 1993, "Salient video stills: Content and context preserved," Proc. of the First ACM Int. Conf. on Multimedia, Vol. 10, pp. 39-46.
- [10] Wang, Zhou, Alan, C. Bovik, Hamid, R. Sheikh., Eero, P. Simoncelli., 2004, "Image Quality Assessment : From Error Visibility to Structural Similarity", IEEE Transaction on Image

Processing, Vol 13, No, 4, pp. 600-612.

- [11] Zitova, Barbara, J, Flusser, 2004, "Image registration methods: A survey", Image Vis. Comput., Vol.21, No, 11, pp. 977-1000.
- [12] 구자용, 2000, "해상도 변화에 따른 공간 데이터의 구조특성 분석", 한국 GIS 학회지, Vol.8, No, 2, pp. 243-255.
- [13] 박재민, 권혁중, 김병국, 2005, "확률적 접근법을 이용한 초해상도 영상복원", 한국 GIS 학회 2005년 GIS/RS 공동 춘계학술대회, pp. 263-266.
- [14] 박재민, 정재승, 김병국, 2005, "A Study on Super Resolution Image", 한국 GIS 학회지, Vol.13, No, 4, pp. 345-354.
- [15] 유복모, 토니 쉐크, 2003, 현대 디지털 사진 측량학, Pearson Education Korea.

논문접수 : 2011.01.14
수정일 : 2011.02.22
심사완료 : 2011.02.25



정 승 균

2009년 서울시립대학교 공간정보공학
공학사
2009년~현재 서울시립대학교 대학원
석사과정
관심분야는 원격탐사, 컴퓨터 비전



최 윤 수

1992년 성균관대학교 대학원 공학박사
1994년 측량 및 지형공간정보기술사
2008년~현재 한국공간정보학회 부회장
2001년~현재 서울시립대학교공간 정
보공학과 정교수

관심분야는 측지, GNSS, 공간정보



정 형 섭

2007년 연세대학교 대학원 이학박사
2009년 IEEE Geoscience and Remote
Sensing Society 회원
2009년~현재 서울시립대학교 공간 정
보공학과 조교수

관심분야는 SAR, InSAR기법 개발 및 활용, 센서모델링, 영상처리