

영상의 물리적 센서모델을 이용한 RPC 모델 추출

RPC Model Generation from the Physical Sensor Model

김혜진* · 이재빈** · 김용일***

Kim, Hye-Jin · Lee, Jae-Bin · Kim, Yong-Il

要 旨

IKONOS 2호와 QuickBird 2호의 센서 모델로서 제공되는 RPC(rational polynomial coefficients) 모델은 물리적 센서 모델의 대체 모델로 다양한 센서에 적용 가능하다. 고해상도 위성들이 상용화되면서 각기 센서들의 복잡성과 보안성 문제로 인해 물리적 센서모델을 대체할 수 있는 센서 모델로서 RPC의 활용도가 높아지고 있다. 대표적인 상업용 고해상도 위성인 IKONOS 2호는 물리적 센서 모델을 공개하지 않고 각 영상에 대한 RPC만을 제공하며 QuickBird 영상은 센서의 기하 정보와 함께 RPC를 제공한다. 이에 본 연구에서는 물리적 센서모델로부터 RPC를 추출하는 원천 기술을 확보하고 RPC의 물리적 센서모델에 대한 대체 적합성을 평가해보고자 하였다. 이를 위해 공간해상도가 높은 항공사진과 국내 위성인 KOMPSAT 1호의 기하 모델로부터 분모식과 차수를 달리하는 RPC모델들을 추출하는 실험을 수행하였다. 최소제곱법을 통해 RPC 초기값을 구하고 Levenberg Marquardt 기법을 이용하여 반복 조정된 RPC를 물리적 센서 모델과 비교 평가하여 최적의 RPC를 결정하였다. 그 결과 항공사진은 분모식이 동일한 1차 RPC가, KOMPSAT 1호는 분모식이 상이한 3차 RPC가 가장 정확도가 높았으며 각 오차(RMSE)는 2×10^{-5} 화소 이하로 나타났다.

Abstract

The rational polynomial coefficients(RPC) model is a generalized sensor model that is used as an alternative for the physical sensor model for IKONOS-2 and QuickBird. As the number of sensors increases along with greater complexity, and as the need for standard sensor model has become important, the applicability of the RPC model is also increasing. The RPC model can be substituted for all sensor models, such as the projective camera, the linear pushbroom sensor and the SAR. This paper is aimed at generating a RPC model from the physical sensor model of the KOMPSAT-1(Korean Multi-Purpose Satellite) and aerial photography. The KOMPSAT-1 collects 510~730nm panchromatic images with a ground sample distance (GSD) of 6.6m and a swath width of 17 km by pushbroom scanning. We generated the RPC from a physical sensor model of KOMPSAT-1 and aerial photography. The iterative least square solution based on Levenberg-Marquardt algorithm is used to estimate the RPC. In addition, data normalization and regularization are applied to improve the accuracy and minimize noise. And the accuracy of the test was evaluated based on the 2-D image coordinates. From this test, we were able to find that the RPC model is suitable for both KOMPSAT-1 and aerial photography.

1. 서 론

고해상도 위성 영상의 센서 모델로 제공되고 있는 RPC 모델은 프레임 카메라, pushbroom 센서, SAR 센서 등 다양한 센서 모델에 적용 가능한 일반화(general) 모델이다. 센서의 종류가 점차 다양해지고 복잡해짐에 따라 물리적 센서 모델의 대체 모델로서 RPC 모델은

제공하는 경우가 늘어나고 있으며 이러한 추세에 따라 향후 발사 예정인 KOMPSAT-2 위성 영상에도 RPC 모델이 제공될 것으로 보인다. 이처럼 RPC 모델에 대한 관심이 증대됨에 따라 RPC 모델의 생성에 관한 많은 연구가 국내외에서 이루어지고 있다. Jack Grodecki(2001)는 IKONOS 2호 위성 센서 모델을 이용하여 RPC 모델을 생성하는 원리를 제시하였으며, C. Vincent Tao(2000)

* 서울대 지구환경시스템공학부 석박사통합과정

** 서울대 지구환경시스템공학부 박사과정

*** 서울대 지구환경시스템공학부 부교수

와 이효성(2001)은 지상기준점을 이용하여 센서에 대한 정보없이 RPC 모델을 추출하는 연구를 수행하였고, C. Vincent Tao(2002)는 항공사진과 SPOT 영상의 센서 정보를 이용한 RPC 모델을 추출 연구를 수행한 바 있다.

본 연구에서는 센서의 물리적 모델로부터 RPC 모델을 추출하였다. 항공사진과 공간해상도 6.6m의 KOMPSAT 1호 위성영상의 물리적 센서 모델로부터 형태를 달리 하는 6개의 RPC 모델을 추출하고 각각의 정확도를 비교하여 최적의 RPC 모델을 결정하였다. 물리적 센서 모델을 반영하는 가상공간의 표본점들을 생성하고 이에 근사되는 RPC 계수들을 최소제곱법을 이용하여 추출하였으며 Levenberg Marquardt 기법을 통한 반복 조정을 통해 추출된 RPC의 안정성을 높이고자 하였다.

2. RPC 모델

일반적인 RPC 모델의 형태는 식 (1)과 같이 표현되어지며 기본적인 가정은 다음과 같다. 첫째, RPC 모델에서 r , c 는 영상좌표, X , Y , Z 는 지상좌표를 나타내며 오프셋과 축척 계수에 의하여 -1.0에서 +1.0의 범위를 갖는다. 또한 a_{ijk} , b_{ijk} , c_{ijk} , d_{ijk} 는 다항식계수를 나타내고 분모식의 상수항인 b_{000} , d_{000} 는 1이다. 둘째, 각각의 m_1 , m_2 , m_3 , n_1 , n_2 , n_3 는 최대한 세제곱까지로 제한된다. 즉, 차수 $i+j+k > 3$ 인 경우의 다항식계수는 0이다.

$$r = \frac{p1(X, Y, Z)}{p2(X, Y, Z)} = \frac{\sum_{i=0}^{m_1} \sum_{j=0}^{m_2} \sum_{k=0}^{m_3} a_{ijk} X^i Y^j Z^k}{\sum_{i=0}^{m_1} \sum_{j=0}^{m_2} \sum_{k=0}^{m_3} b_{ijk} X^i Y^j Z^k} \quad (1)$$

$$c = \frac{p3(X, Y, Z)}{p4(X, Y, Z)} = \frac{\sum_{i=0}^{m_1} \sum_{j=0}^{m_2} \sum_{k=0}^{m_3} c_{ijk} X^i Y^j Z^k}{\sum_{i=0}^{m_1} \sum_{j=0}^{m_2} \sum_{k=0}^{m_3} d_{ijk} X^i Y^j Z^k}$$

이 때, 최고 차수가 1차 혹은 2차인 RPC 모델을 1차 RPC 모델, 2차 RPC 모델이라 하며 분모식인 $p2 = p4$ 인 형태의 RPC 모델의 전개도 가능하다.

3. RPC 모델 추출 알고리즘

물리적 센서모델로부터 RPC 추출 방법의 특징은 영상 좌표들에 물리적 센서모델을 적용한 가상 객체공간의 표본점들에 근사되는 RPC 모델을 계산한다는 점이다. 그림 1은 물리적 센서모델로부터의 RPC 모델을 추출하는 흐름도이다. 직접 해법(direct solution)은 최소제곱법을 이용하여 RPC를 계산하는 과정이며 반복 해법(iterative

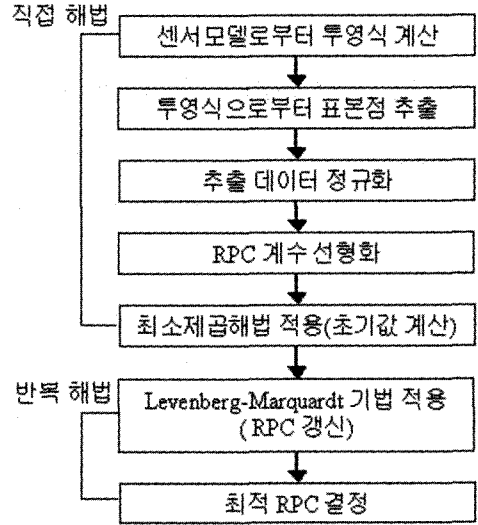


그림 1. RPC 모델 추출 과정

solution)은 직접 해법을 통해 구해진 RPC 값을 초기값으로 하여 RPC를 반복 조정하여 보다 안정된 계수값을 결정하는 과정이다.

본 연구에서는 위와 같은 과정을 통해 물리적 센서 모델로부터 분모식의 형태와 차수를 달리하는 6개의 RPC 모델을 추출하고 이를 비교 평가하였다.

3.1 물리적 센서 모델

RPC 추출을 위해서는 영상 취득시의 센서의 기하 조건에 부합하는 물리적 센서 모델을 구축해야한다. 물리적 센서모델은 공선 조건에 기반한 투영식 형태이며 항공사진과 KOMPSAT 1호 위성영상의 물리적 센서 모델은 다음과 같다.

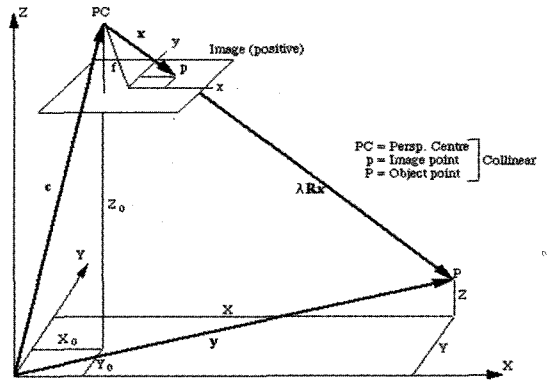


그림 2. 공선 조건

3.1.1 항공사진의 물리적 센서모델

항공사진의 물리적 특징은 카메라 초점을 기준으로 하는 중심투영이라는 점이다. 따라서 사진상의 점(x, y)와 카메라 초점(X_o, Y_o, Z_o)와 그에 대응하는 공간상의 점(X, Y, Z)가 동일 직선상에 존재하게 되는데 이를 공선조건이라 한다.

이러한 공선조건을 식으로 나타낸 공선조건식은 다음과 같으며 이 공선조건식을 이용하여 항공사진상의 좌표(x, y)와 지상좌표(X, Y, Z)간의 관계를 정의할 수 있다.

$$x = -f \frac{m_{11}(X - X_o) + m_{12}(Y - Y_o) + m_{13}(Z - Z_o)}{m_{31}(X - X_o) + m_{32}(Y - Y_o) + m_{33}(Z - Z_o)} \quad (2)$$

$$y = -f \frac{m_{21}(X - X_o) + m_{22}(Y - Y_o) + m_{23}(Z - Z_o)}{m_{31}(X - X_o) + m_{32}(Y - Y_o) + m_{33}(Z - Z_o)}$$

$$\begin{aligned} m_{11} &= \cos \phi \cos \alpha \\ m_{12} &= \cos \omega \sin \alpha + \sin \omega \sin \phi \cos \alpha \\ m_{13} &= \sin \omega \sin \alpha - \cos \omega \sin \phi \cos \alpha \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} m_{21} &= -\cos \phi \sin \alpha \\ m_{12} &= \cos \omega \cos \alpha - \sin \omega \sin \phi \sin \alpha \\ m_{13} &= \sin \omega \cos \alpha + \cos \omega \sin \phi \cos \alpha \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} m_{31} &= \sin \phi \\ m_{32} &= -\sin \omega \cos \phi \\ m_{33} &= \cos \omega \cos \phi \end{aligned}$$

ω, φ, α는 각각 X, Y, Z 좌표축상의 회전각으로 초점 좌표(X_o, Y_o, Z_o)와 함께 촬영 시 카메라의 자세 정보이다.

3.1.2 KOMPSAT 1호 위성영상의 물리적 센서 모델

KOMPSAT 1호의 EOC(Electro-Optical Camera) 센서는 pushbroom 형태의 센서로 각 스캔 라인에 대한 외부 표정요소가 정의되어야 한다. Pushbroom 센서의 물리적 모델은 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} x_i &= -f \frac{m_{11}(X_i - \bar{X}_{oi}) + m_{12}(Y_i - \bar{Y}_{oi}) + m_{13}(Z_i - \bar{Z}_{oi})}{m_{31}(X_i - \bar{X}_{oi}) + m_{32}(Y_i - \bar{Y}_{oi}) + m_{33}(Z_i - \bar{Z}_{oi})} \\ 0 &= -f \frac{m_{21}(X_i - \bar{X}_{oi}) + m_{22}(Y_i - \bar{Y}_{oi}) + m_{23}(Z_i - \bar{Z}_{oi})}{m_{31}(X_i - \bar{X}_{oi}) + m_{32}(Y_i - \bar{Y}_{oi}) + m_{33}(Z_i - \bar{Z}_{oi})} \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} m_{11} &= \cos \phi_i \cos \kappa_i, \\ m_{12} &= \cos \omega_i \sin \kappa_i + \sin \omega_i \sin \phi_i \cos \kappa_i, \\ m_{13} &= \sin \omega_i \sin \kappa_i - \cos \omega_i \sin \phi_i \cos \kappa_i \\ m_{21} &= -\cos \phi_i \sin \kappa_i, \\ m_{22} &= \cos \omega_i \cos \kappa_i - \sin \omega_i \sin \phi_i \sin \kappa_i, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} m_{23} &= \sin \omega_i \cos \kappa_i + \cos \omega_i \sin \phi_i \cos \kappa_i \\ m_{31} &= \sin \phi_i, \quad m_{32} = -\sin \omega_i \cos \phi_i, \\ m_{33} &= \cos \omega_i \cos \phi_i \\ \kappa_{oi} &= \kappa_o + K_1 y + K_7 y^2, \quad \phi_{oi} = \phi_o + K_2 y + K_8 y^2, \\ \omega_{oi} &= \omega_o + K_3 y + K_9 y^2 \\ \bar{X}_{oi} &= X_o + K_4 y + K_{10} y^2, \\ \bar{Y}_{oi} &= Y_o + K_5 y + K_{11} y^2, \\ \bar{Z}_{oi} &= Z_o + K_6 y + K_{12} y^2 \end{aligned}$$

ω, φ, α, X_o, Y_o, Z_o의 6가지 표정요소는 스캔 라인 y에 대한 함수로 나타내어지며 다항식의 형태로 표현할 수 있다. 본 실험에서는 외부 표정요소 함수를 y에 대한 2차 다항식으로 구성하였다. 다항식 계수 K_i는 영상의 궤도 요소 데이터를 적용하여 결정한다.

3.2 객체공간상의 표본점 추출

물리적 센서모델은 영상 좌표와 지상좌표간의 관계를 정의하는 것이므로 단영상의 경우 2차원상의 영상좌표만으로는 3차원인 지상좌표를 얻어낼 수 없다. 따라서 가상의 3차원 객체공간상의 점들을 추출하기 위해 영상 좌표와 임의의 지상 높이값 Z를 부여하고 이에 해당하는 평면 지상좌표(X, Y)를 추출하는 방법을 사용한다. 이 때 사용되는 영상좌표는 영상을 고루 반영할 수 있도록 격자 간격으로 취득하며 3차원 공간을 표현하기 위해 각 영상좌표에 대하여 다양한 높이 Z값을 부여한다. 즉, n개의 높이 레이어가 주어졌을 경우 하나의 영상좌표

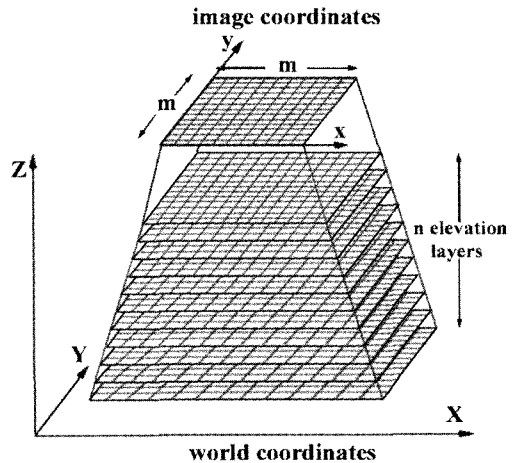


그림 3. 표본점 추출

(x, y)에 대해서 높이에 따른 n개의 지상좌표 (X, Y, Z)을 얻게 된다.

3.3 데이터 정규화

추출된 표본점들에 근사되는 RPC를 계산하기 위해서는 우선 표본점 데이터의 정규화가 필요하다. 이는 축척(scale)이 다른 값들의 계산 시 발생할 수 있는 singularity를 방지하고 계산의 안정성을 도모하기 위한 과정이다. 정규화는 영상좌표와 지상좌표 각각에 오프셋과 축척 계수 조절을 통해 이루어지며 오프셋은 데이터의 평균값이 축척 계수는 최대값 혹은 최소값과 평균값의 차를 사용한다.

$$x_{nor} = \frac{x - \text{오프셋}}{\text{축척계수}} \tag{4}$$

3.4 RPC 모델의 선형화

최소제곱법을 적용하려면 방정식이 미지수에 대해 선형이어야 하므로 RPC 모델을 RPC에 대하여 선형화하는 과정이 필요하다. RPC 모델 식 (1)을 r, c에 대한 분모식이 각기 다른 3차식 RPC에 대하여 선형화하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} (1 \ Z \ Y \ X \ \dots \ Y^3 \ X^3) \cdot (a_0 \ a_1 \ \dots \ a_{19})^T \\ - r(1 \ Z \ Y \ X \ \dots \ Y^3 \ X^3) \cdot (1 \ c_1 \ \dots \ c_{19})^T = 0 \\ (1 \ Z \ Y \ X \ \dots \ Y^3 \ X^3) \cdot (b_0 \ b_1 \ \dots \ b_{19})^T \\ - c(1 \ Z \ Y \ X \ \dots \ Y^3 \ X^3) \cdot (1 \ d_1 \ \dots \ d_{19})^T = 0 \end{aligned} \tag{5}$$

3.5 Lagrange 인자를 이용한 최소제곱 직접 해법

선형화된 식 (5)를 이용하여 n개의 표본점에 대한 관측행렬을 구성하면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} v_{r1} \\ \vdots \\ v_{rn} \\ v_{c1} \\ \vdots \\ v_{cn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & X_1^3 & 0 & \dots & 0 & -r_1 Z_1 & \dots & -r_1 X_1^3 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 1 & \dots & X_n^3 & 0 & \dots & 0 & -r_n Z_n & \dots & -r_n X_n^3 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 1 & \dots & X_1^3 & -c_1 Z_1 & \dots & -c_1 X_1^3 & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 1 & \dots & X_n^3 & -c_n Z_n & \dots & -c_n X_n^3 & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_1 \\ \vdots \\ r_n \\ c_1 \\ \vdots \\ c_n \\ a_0 \\ \vdots \\ a_{19} \\ b_0 \\ \vdots \\ b_{19} \\ d_0 \\ \vdots \\ d_{19} \end{bmatrix} \tag{6}$$

위 식을 보다 간단히 나타내면 다음과 같다.

$$V = AX - L \tag{7}$$

RPC의 분모식이 동일한 경우의 관측 방정식은 아래와

같다.

$$\begin{bmatrix} v_r \\ \vdots \\ v_{rn} \\ v_{c1} \\ \vdots \\ v_{cn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & X_1^3 & 0 & \dots & 0 & -r_1 Z_1 & \dots & -r_1 X_1^3 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \dots & X_n^3 & 0 & \dots & 0 & -r_n Z_n & \dots & -r_n X_n^3 \\ 0 & \dots & 0 & 1 & \dots & X_1^3 & -c_1 Z_1 & \dots & -c_1 X_1^3 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 1 & \dots & X_n^3 & -c_n Z_n & \dots & -c_n X_n^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ \vdots \\ a_{19} \\ b_0 \\ \vdots \\ b_{19} \\ c_1 \\ \vdots \\ c_n \end{bmatrix} \tag{8}$$

식 (7)의 해가 $X = (A^T A)^{-1} A^T L$ 이 됨은 자명하다. 그런데 이와 같이 얻어진 데이터를 직접 대입하여 최소 제곱해를 구할 경우 역행렬 계산에서 singularity가 발생하여 무의미한 해가 얻어질 수 있다. 따라서 이러한 singularity 해결을 위해 Lagrange 인자를 이용한 regularization을 적용하였다.

Lagrange 인자법은 최소제곱법과 같이 임의의 식 $f(x)$ 를 최소로 하는 해를 결정하고자 할 때 제약조건을 추가하여 유일한 해를 결정하는 방법 중 하나로 미지수의 개수가 많을 경우 유용하다. 이를 위해서는 주어진 제약조건을 0이 되도록 배열한 후 임의의 인자를 제약조건식에 곱하여 주어진 함수에 더하여 주어 새로운 함수를 정의한다.

$$L(x; \lambda) = f(x) + \lambda g(x) \tag{9}$$

이 때, $g(x) = 0$ 이 제약조건이며 λ 를 Lagrange 인자라 한다. 제약조건을 더하여 새로운 함수 $L(x, \lambda)$ 를 정의하였지만 $g(x) = 0$ 이므로 $L(x, \lambda)$ 의 값은 $f(x)$ 와 동일하며 이를 주어진 변수에 대해 각각 미분하여 $f(x)$ 를 최소로 하는 해를 구할 수 있다. 제약조건은 여러 가지로 주어질 수 있으나 본 문제에서는 singularity만을 해결하면 되므로 가장 간단한 조건을 부가하였다. 구하고자 하는 해 X 는 임의의 상수 값을 가지므로 $X - constant = 0$ 이라는 조건을 줄 수 있으며 이러한 기법을 zeroth-order regularization이라 한다. Zeroth-order regularization을 적용한 최소제곱해는 다음과 같이 나타내어진다.

$$X = (A^T A + \lambda^2 I)^{-1} A^T L \tag{10}$$

이 때 Lagrange 인자 λ 는 0에서 ∞ 의 상수 값을 가지며 실험적으로 결정할 수 있다.

3.6 Levenberg Marquardt 기법을 이용한 반복 해법

최소제곱법을 이용하여 구한 RPC의 안정도와 정확도를 높이기 위하여 Levenberg Marquardt 기법을 이용하여 반복 해(iterative solution)을 구한다. Levenberg Marquardt 기법은 비선형 모델의 최적화 기법으로 RPC와 같이 비선형 형태의 모델의 수렴도를 증가시키고 오차를 최소화하는데 적합한 기법이다. 이 때 초기치는 직접 해법에서 계산된 RPC를 초기값으로 하여 더 이상 오차가 감소하지 않을 때까지 반복하여 RPC를 갱신한다.

4. 실험 및 결과

4.1 실험 데이터

4.1.2 항공사진

본 연구에 사용된 항공사진은 1999년 12월 11일에 촬영된 성남시 분당 신도시 지역의 항공사진으로 자료의 제원은 표 1과 같다. 본 영상은 외부표정과 내부표정 과



그림 4. 항공사진(성남시 분당구)

표 1. 항공사진의 제원

촬영 일시	1999년 12월 11일
촬영 고도	885.2473m
초점 거리	0.1535899m
영상 크기	11908X11908 pixel

표 2. 항공사진의 외부표정요소

X_0	333007.9356m	ω	-1.7042°
Y_0	4137591.5042m	ϕ	1.4658°
Z_0	885.2473m	χ	1.2278°

정을 거쳤으며 외부표정요소는 표 2에 나타나 있다. 카메라 초점의 좌표인 X_0 , Y_0 는 중부원점을 기준으로 하는 평면 TM좌표이며 Z_0 는 평균해수면으로부터의 높이이다.

4.1.2 KOMPSAT 1호 위성영상

본 연구에 사용된 KOMPSAT 1호 위성영상은 2001년 3월 18일에 촬영된 서울지역의 영상으로 자료의 제원은 표 3과 같다.

4.2 RPC 모델 추출

본 연구에서는 행과 열에 대한 RPC의 분모식이 동일한 경우와 다른 경우에 대해서 각각 1차식, 2차식, 3차식으로 구성된 총 6개의 RPC 모델을 추출하여 비교함으로써 각 영상에 적합한 RPC 모델을 결정하고자 하였다.

RPC 추출을 위한 영상 표본점은 영상 전체에 고르게 격자 간격으로 144점(12X12)을 취득하였으며 가상 높이 레이어(layer)는 항공사진은 31개(-50m~250m, 수준

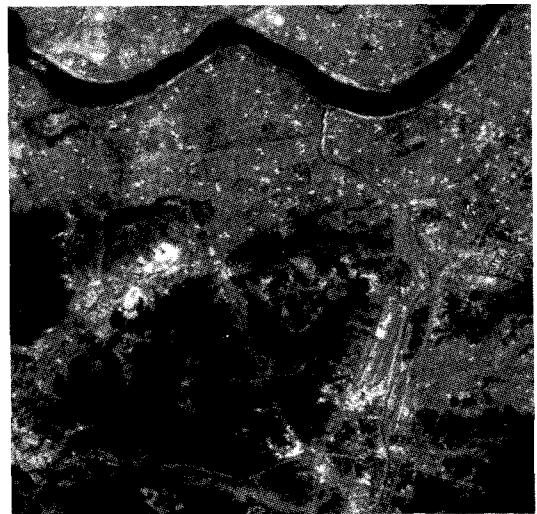


그림 5. KOMPSAT 1호 영상(서울 남부)

표 3. KOMPSAT 1호 영상의 제원

촬영 일시	2001년 3월 18일
센서	EOC(Electro-Optical Camera)
공간해상력	6.6m
관측폭	17km
촬영 고도	685km
초점 거리	1045mm
영상 크기	2592X2798 pixel

면 기준), KOMPSAT 1호 위성영상은 41개(3840000m~3860000m, 중심좌표 기준)의 레이어를 선정하였다. 따라서 각 영상좌표와 가상 높이 Z값을 물리적 센서모델에 대입하여 항공사진은 총 4464개(12X12X31), KOMPSAT 1호 위성영상은 5904점(12X12X41)의 표본점을 생성하였으며 표본점 좌표값은 -1~1을 값을 갖도록 정규화하였다. 최소제곱 해의 singularity를 해결하기 위한 Lagrange 인자 λ 는 실험적으로 0.002로 결정하였다.

4.3 결과 및 정확도 평가

생성된 RPC모델과 물리적 센서모델간의 오차를 분석하기 위해 표본점 외의 100개의 검사점을 가상 지표 공간범위 내에서 랜덤 추출하였다. 검사점의 지상좌표를 RPC 모델에 대입하여 구한 영상좌표와 물리적 센서 모델에 대입하여 구한 영상좌표의 오차를 구하고 이에 대한 평균제곱근오차(RMSE)를 평가자료로 사용하였다. 항공사진과 KOMPSAT 1호 위성영상에 대한 6개의 RPC 모델의 검사점 RMSE는 아래 표와 같다.

RPC모델 추출 실험 결과 항공사진은 분모식이 동일한 1차 RPC가 가장 높은 정확도를 보였으며 KOMPSAT 1호 위성영상은 분모식이 상이한 3차 RPC가 가장 RMSE

가 작았다. 항공사진의 RPC는 차수에 따른 오차의 차이가 크지 않으나 KOMPSAT 1호 위성영상은 RPC 차수에 따라 RMSE의 차이가 상대적으로 크며 이는 1차식이나 2차식의 RPC가 pushbroom 센서 모델의 복잡성을 적절히 반영하기 힘들기 때문으로 보인다. 직접 해법과 반복 해법의 차이는 크지 않으나 반복 해법의 RMSE가 보다 작은 값을 나타내었다.

생성된 항공사진의 1차 RPC모델의 계수는 -0.001~1.2의 값을 가지며 계수의 수가 적어 뚜렷한 경향을 찾기는 힘들다. KOMPSAT 1호 위성영상의 3차 RPC는 -0.002~0.0003의 값을 가지며 r에 대한 계수가 c에 대한 계수에 비해 작은 값을 나타냈는데 이는 스캔 라인별 함수로 표현되는 pushbroom 센서의 특성이 반영되었기 때문으로 보인다.

5. 결 론

항공사진과 KOMPSAT 1호 위성영상의 물리적 센서 모델로부터 RPC모델을 추출한 결과 검사점에 대한 RMSE가 각기 10^{-4} pixel 미만으로 무시할 수 있는 정도의 오차를 보였다. 따라서 본 알고리즘을 통해 추출된

표 4. 항공사진 RPC의 RMSE(단위 : pixel)

		직접 해법		반복 해법	
		r	c	r	c
3차 RPC	$p2 \neq p4$	0.0000359565	0.0000391754	0.0000359206	0.0000391362
	$p2 = p4$	0.0000399992	0.0000355217	0.0000399630	0.0000354953
2차 RPC	$p2 \neq p4$	0.0000333092	0.0000327250	0.0000332759	0.0000326923
	$p2 = p4$	0.0000288993	0.0000332977	0.0000288806	0.0000332945
1차 RPC	$p2 \neq p4$	0.0000114887	0.0000121371	0.0000113745	0.0000121249
	$p2 = p4$	0.0000111256	0.0000116413	0.0000111145	0.0000163470

표 5. KOMPSAT 1호 위성영상 RPC의 RMSE(단위 : pixel)

		직접 해법		반복 해법	
		r	c	r	c
3차 RPC	$p2 \neq p4$	0.0000209977	0.0000078190	0.0000209744	0.0000078103
	$p2 = p4$	0.0000402383	0.0000230046	0.0000392386	0.0000230380
2차 RPC	$p2 \neq p4$	0.0000713116	0.0000170370	0.0000712604	0.0000170342
	$p2 = p4$	0.0045628051	0.0035960464	0.0045619399	0.0035959859
1차 RPC	$p2 \neq p4$	1.1264644210	0.0032067089	1.1264568024	0.0032067100
	$p2 = p4$	5.7468392145	5.0014900391	5.7440792484	5.0038982487

RPC모델이 항공사진의 프레임 카메라 모델과 KOMPSAT 1호의 pushbroom 모델의 물리적 센서모델에 대한 대체 모델로 사용 가능성을 확인할 수 있었다. 또한 Lagrange 인자를 이용한 regularization 과정을 통해 계산의 안정성과 정확도를 높일 수 있었으며 Levenberg Marquardt 최적화 기법을 적용하여 추출된 RPC의 정확도를 향상시켰다. 항공사진의 프레임 카메라 모델은 공선 조건식과 동일한 형태인 분모식이 같은 1차 RPC가 가장 좋은 결과를 보였으며 KOMPSAT 1호 위성영상의 pushbroom 센서 모델은 분모식이 서로 다른 3차 RPC 모델이 가장 높은 정확도를 보였다. 때문에 pushbroom 센서로 취득되는 고해상도 위성영상의 물리적 센서 모델을 표현하기에는 3차 RPC 모델이 가장 적합한 모델일 것으로 생각된다.

향후, 센서 궤도 정보와 RPC를 함께 제공하는 Quick-Bird 2호 영상에 본 알고리즘을 적용하여 고해상도 위성영상에의 적합성을 평가하는 작업이 필요하다.

감사의 글

본 연구는 국방과학 연구소 및 서울대 자동특화연구센터의 연구비 지원에 의한 연구결과임을 밝히며, 이에 감사 드립니다.

참고문헌

1. C. Vincent TAO, Young Hu, 2002, 3D Reconstruction Method Based on the Rational Function Model, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, Vol. 68, No. 7, pp. 705-714.
2. C. V. Tao, "A Comprehensive Study of the Rational Function Model for Photogrammetric Processing", PE&RS Vol. 67, No. 12, pp.1347-1357, 2001.
3. Golub, G. H., Hansen, P. C., and O'leary, D. P., 2001, "Tikhonov Regularization and Total Least Squares" SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications, Vol. 21(1), pp. 185-194.
4. Paul R. Wolf, Bon A. Dewitt, Elements of Photogrammetry with Applications in GIS - 3rd edition, McGraw-Hill Companies, Inc., 2000.
5. R. I. Hartley, T. Saxena, The Cubic Rational Polynomial Camera Model, Image Understanding Workshop, pp. 649-653, 1997.
6. W. H. Press, Numerical Recipes in C - Second Edition, Cambridge Univ. Press, 1992.
7. X. Yang, "Accuracy of Rational Function Approximation in Photogrammetry", ASPRS Annual Conference, 2000.

(접수일 2003. 11. 24, 심사 완료일 2003. 12. 17)