

정합과 강인추정 기법에 기반한 정지궤도 기상위성 영상에서의 자동 랜드마크 추출기법 연구

이태윤* · 김태정*[†] · 최해진**

인하대학교 지리정보공학과*, 항공우주연구원 지상수신관제그룹**

Automated Landmark Extraction based on Matching and Robust Estimation with Geostationary Weather Satellite Images

Tae-Yoon Lee*, Taejung Kim*[†], and Hae-Jin Choi**

Department of Geoinformatic Engineering, Inha University*

Satellite Mission Operation Department, Korea Aerospace Research Institute**

Abstract : The Communications, Oceanography and Meteorology Satellite(COMS) will be launched in 2008. Ground processing for COMS includes the process of automatic image navigation. Image navigation requires landmark detection by matching COMS images against landmark chips. For automatic image navigation, a matching must be performed automatically. However, if matching results contain errors, the accuracy of image navigation deteriorates. To overcome this problem, we propose use of a robust estimation technique called Random Sample Consensus (RANSAC) to automatically detect erroneous matching. We tested GOES-9 satellite images with 30 landmark chips that were extracted from the world shoreline database. After matching, mismatch results were detected automatically by RANSAC. All mismatches were detected correctly by RANSAC with a threshold value of 2.5 pixels.

Key Words : Automatic Mismatch Detection, RANSAC, Matching, Landmark Detection.

요약 : 2008년도에 발사 예정인 통신해양기상위성은 자동 영상기반 항법을 수행할 예정이다. 자동 영상기반 항법을 위해서는 랜드마크 칩과 영상 간의 정합을 수행하는 랜드마크 검출도 자동 수행되어야 한다. 그러기 위해서는 자동 정합의 문제점인 오정합에 대한 해결책이 필요하다. 이런 문제를 해결하기 위해서 우리는 강인추정기법 중 하나인 Random Sample Consensus (RANSAC)를 통한 자동 오정합 판별을 제안한다. 우리는 RANSAC을 이용한 자동 오정합 판별을 실험하기 위해서 GOES-9의 영상과 해안선 데이터베이스에서 추출한 30개의 랜드마크 칩을 이용하여 정합을 수행하였다. 정합 수행 후에 RANSAC 추정 기법으로 오정합을 판별해 내었으며, RANSAC에 오차 임계값으로 2.5 픽셀을 설정했을 때, 모든 오정합을 판별할 수 있었다.

2005년 2월 12일 접수 ; 2005년 3월 15일 수리.

[†] 교신저자: 김태정(tezid@inha.ac.kr)

1. 서론

일본의 정지궤도 기상위성인 GMS-5의 수명이 끝나고, 대체위성인 MTSAT-1이 1999년도에 발사에 실패하여, 현재는 미국의 GOES-9이 GMS-5의 역할을 대신 수행하고 있다. 이에 GMS-5의 자료를 수신하여 사용하던 우리나라는 현재 GOES-9의 자료를 수신 받아 사용하고 있다. GOES-9은 영상기반 항법(Image Navigation) 과정이 포함되어 있다. 영상기반 항법이란 촬영한 영상을 이용해서 위성의 자세와 궤도를 결정하는 방법으로, 육지 관측 위성영상의 전처리 과정 중 정밀 센서모델 수립과정과 유사한 과정이다. 이런 영상기반 항법을 사용하는 위성으로는 GOES(Kamel, 1996; Kelly and Hudson, 1996)를 포함해서, 저궤도 기상위성인 NOAA(Emery *et al.*, 1989; Emery *et al.*, 2003)와 2005년 2월 말 성공적으로 발사된 일본의 정지궤도 기상위성인 MTSAT-1R 등이 있다. 우리나라가 2008년도에 발사할 예정인 통신해양기상위성도 이 방법을 사용할 예정이다.

영상기반 항법에서는 주요 과정으로 랜드마크 검출(Landmark Detection)을 수행한다(Kamel, 1996; Bass *et al.*, 2000). 랜드마크 검출은 랜드마크 후보영역과 위성영상 간의 정합을 통해서 영상기반 항법에 필요한 기준점 정보를 획득하는 과정이다. 이때 사용되는 랜드마크는 이미 알고 있는 좌표값을 갖고 있는 지상점을 의미하는 것으로, GOES나 MTSAT-1R 등에서는 해안선 데이터베이스로부터 랜드마크 후보영역을 제작하여 사용한다.

시시각각 변하는 기상 관측을 위해서는 기상위성이 촬영한 영상을 실시간으로 전처리 하여 사용자에게 분배할 수 있어야 한다. 따라서 모든 전처리 과정이 자동으로 수행될 수 있어야 하며, 영상기반 항법 과정도 자동으로 수행되어야 한다. 자동으로 영상기반 항법을 수행하기 위해서는 자동 랜드마크 검출이 가능해야 하며, 따라서 위성영상과 랜드마크 후보영역 들간의 자동정합이 가능해야 한다. 그러나 자동 랜드마크 검출의 가장 큰 문제점은 랜드마크와 영상 간의 정합 시, 정합결과에 오정합이 존재한다는 것이다.

자동 정합에 관한 연구는 여러 가지가 수행되어 왔다. 컴퓨터 비전 분야에서는 물체추적에 관련된 연구(Torr, *et al.*, 2001), 삼차원 형상 분석(Chen, *et al.*, 1999), 특정점 추출(Cheng and Lee, 1995) 등에 대한 연구에서 자동정합 기법이 다루어져 왔다. 육지 관측 위성에서도 자동 정합에 대한 연구들(McGuire, 2000; Kim and Im, 2003)이 있었으며, 그 중 Kim and Im (2003)은 RANSAC 추정 기법을 이용한 육지 관측 위성 영상의 자동정합 방법을 제안하였다.

본 연구의 목적은 육지 관측 위성영상의 자동 정합에서 제안한 RANSAC 추정 기법을 이용하여, 정지궤도 기상위성의 자동 랜드마크 검출의 가능성을 평가하는데 있다. 일반적으로 정지궤도 기상위성은 낮은 신호 대 잡음비를 가지며 영상 내에서 지표면의 식별이 용이하지 않고 크게 해안선과 바다 정도가 구별 된다. 또한 구름으로 인해서 많은 해안선 부분이 가려질 수 있다. 그리고 계절이나 해안선이 위치하는 지역에 따라서 위성의 센서에서 감지되는 신호가 미약하거나, 주변 지역과 비슷할 수 있다. 이런 이유로 전체 지역에 대한 해안선 추출이 쉽지 않다. 즉, 환경적 요인에 따라서 정합에 많은 오정합이 포함될 수 있다.

이 연구에서는 RANSAC을 이용해서 정지궤도 기상 위성에서 촬영한 영상과 랜드마크와의 자동 정합 가능성을 알아보기 위해서 GOES-9의 채널 2 위성영상과 해안선 데이터베이스로부터 생성한 랜드마크 후보영역을 사용하였다. 위성영상은 GOES-9의 원시 데이터(Raw Data)로부터 직접 영상을 생성하여 실험하였고, 랜드마크 후보영역도 해안선 데이터베이스로부터 직접 추출하여 실험에 사용하였다. 실험결과를 통해서 자동 오정합 판별에 강인추정 기법인 RANSAC이 이용될 수 있는지 알아보았으며, 정확한 오정합 판별에 필요한 RANSAC의 임계값과 최대반복횟수에 대해서도 알아보았다.

2. RANSAC

어떤 관측을 통해서 얻어낸 데이터들이 선형적인 관계를 갖는다고 가정한다면, 직선의 방정식을 이용해서 데이터들 간의 관계를 설명할 수 있다. 이때, 관측 데이

터들을 이용해서 방정식의 계수들을 일반적으로 잘 알려진 최소제곱법과 같은 추정기법을 통해서 얻어낸다. 하지만, 관측한 데이터들 중에서 큰 오차를 포함하고 있는 데이터가 있다면, 추정된 방정식 역시 오차를 포함하게 된다(Fig. 1). 따라서 가장 적절한 방정식(또는 모델)을 추정하려면, 이런 큰 오차를 포함하고 있는 데이터들을 구별해서 제거해야 한다. Random Sample Consensus (RANSAC)는 이런 오차들을 포함하고 있는 데이터 (Outlier)를 판별할 수 있는 강인추정 기법이다.

RANSAC은 Fischler and Bolles(1981)가 제안한 추정 기법으로 기본적인 개념은 다음과 같다. 수집한 데이터 집합으로부터 모델을 구성할 수 있는 최소 개수로 이루어진 데이터들을 무작위로 추출한다. 추출한 데이터들을 이용하여 모델의 계수들을 추정하며, 이때 사용되는 추정방법은 최소제곱법과 같은 일반적으로 알려진 방법이 될 수 있다. 모델이 추정되면, 모델을 추정하기 위해서 사용한 데이터들을 제외한 나머지 데이터들을 모델에 적용한다. 데이터들을 모델에 적용한 결과값과 관측을 통해서 얻어낸 값과의 차이가 RANSAC에 설정한 오차의 임계값(Threshold value) 보다 작은 값의 개수를 구한다. 위의 과정을 최대 반복횟수까지 반복하여, 모델로 계산된 값과 관측 값의 차이가 오차의 임계값 보다 작은 경우의 개수가 가장 많은 모델을 최종 모델로 선택한다. 최종 모델은 오차를 포함한 데이터(outlier)가 제거된 모델로 판단한다. 이때, 추정된 최종 모델로 데이터들을 계산한 결과값과 관측을 통해서 얻어낸 값과의 차이가 오차의 임계값 보다 큰 데이터들이 과대 오차를 포함하고 있는 데이터가 된다.

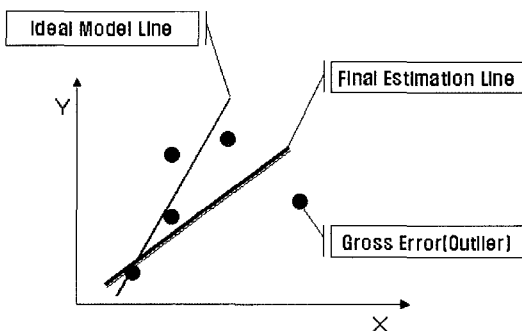


Fig. 1. Problem of general estimator and Gross Error(Outlier).

RANSAC은 오차의 임계값, 총 반복 횟수 등의 매개 변수를 갖고 있다. 오차의 임계값은 모델을 추정하는 데 적합하지 않은 과대 오차를 포함하는 데이터(outlier)와 그렇지 않은 데이터(inlier)의 경계를 나타내는 값이다. 총 반복 횟수는 데이터들이 모델을 추정할 때 최대 몇 번까지 반복할 지를 결정하는 값이다. RANSAC은 무작위로 데이터들을 추출해서 모델을 추정하기 때문에, 반복횟수를 통계적인 모델을 이용하여 설정하는 방법이 있으나(Fischler and Bolles, 1981) 이 논문의 실험에서는 실험을 통해서 얻어낸 근사값(50000)을 사용하였다. 오차의 임계값은 실험을 통해서 가장 효율적으로 오차를 포함하는 데이터들을 제거할 수 있는 값을 찾아야 한다. 이 논문의 실험에서는 세 가지 임계값을 사용하여 임계값에 따른 효과를 분석하였다.

3. 실험 방법

1) 사용한 데이터

본 연구에서는 실험을 위해서 GOES-9의 영상과 해안선 데이터베이스, GOES-9의 자세/궤도 정보 등을 사용하였다.

연구에 사용된 GOES-9 위성영상은 항공우주연구원 에서 제공받은 GOES Variable(GVAR) 원시데이터에서 추출한 화소값을 이용해서 생성한 것이다. GOES는 카메라의 독특한 촬영 방식으로 인해서 영상의 가로길이가 오버샘플링(Oversampling)된다(Space Systems-Loral, 1996). 이로 인해서 지구의 형태가 타원체로 보이게 된다. 이 연구에서는 오버샘플 된 영상을 최근린(Nearest Neighbor) 보간법을 이용하여 지구가 원형의 형태로 보이도록 변환하였다. 연구에 사용한 영상은 2004년 10월 21일 하루동안 촬영된 24개의 채널 2(단파영역) 영상이다. GVAR은 모두 5개 밴드(가시, 단파, 수증기, 장파 영역)의 영상을 촬영하며, 그 중에서 밤낮에 상관없이 image navigation 처리가 가능한 영상은 채널 2, 4(장파 영역), 5(장파 영역)에서 촬영된 영상이다. 이 연구에서는 해안선과 바다의 구별이 조금 더 뚜렷하게 나타나는 채널 2 영상을 사용하였다. Fig. 2는

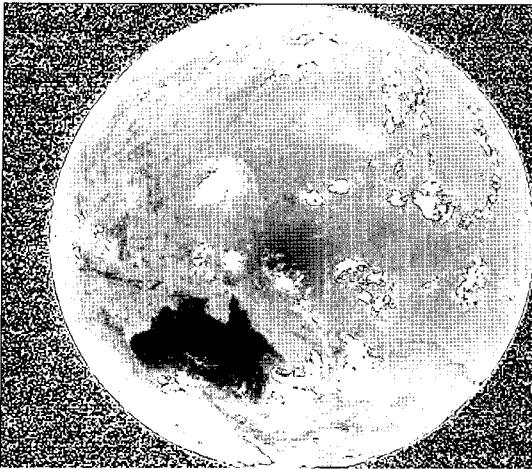


Fig. 2. Channel 2 image derived from GVAR raw data for experiments.

연구에 사용된 24개의 영상 중 하나로 01시 25분(UTC)에 촬영된 것이다.

랜드마크 검출을 위해서 사용한 해안선 데이터베이스는 Global Self-consistent Hierarchical High-resolution Shoreline (GSHHS) 데이터베이스(Wessel and Smith, 1996)이다. GSHHS는 GOES와 MSG, MTSAT 등에서 사용한 해안선 데이터베이스로 인터넷 상에 공개되어 있다. 이 해안선 데이터베이스는 해안선을 경위도 값으로 저장하고 있다. 정합에 필요한 영상을 얻기 위해서 GSHHS로부터 추출한 경위도 값으로 이진 영상(Binary Image)을 생성했다. Fig. 3은 GSHHS로

부터 생성한 이진영상으로 지구 전체의 해안선을 나타내고 있다. 이 이진영상은 지구 전체를 나타내는 경위도 값으로 영상의 크기를 결정하고, GSHHS에서 추출한 경위도 위치에 해당하는 영상의 격자에 픽셀값을 부여해서 생성하였다. 이때, 전체 영상의 크기는 3600×1800 픽셀이다.

랜드마크 검출은 GSHHS에서 생성한 영상을 작은 지역으로 분할한 칩(랜드마크 칩)을 사용한다. 연구에 사용한 칩은 전체 영상에 대해서 3°×3°(경위도 단위)의 크기로 순차적으로 잘라서 생성하였다(Fig. 4). 칩을 위성영상과 정합 시키기 위해서는 정합에 사용되는 두 영상이 동일한 좌표공간에 존재해야 한다. 즉, 기준이 되는 좌표공간에 영상을 투영시켜서 두 영상을 동일한 형태로 바꿔야 한다. 이 연구에서는 칩을 위성영상의 좌표공간으로 투영시켜서 사용하였다(Fig. 5). 랜드마크 칩을 위성영상의 좌표계로 투영할 때 사용된 센서 모델은 Earth Location User's Guide (ELUG) 문서(NOAA/NESDIS, 1998)상에 언급된 GOES의 센서 모델을 구현하여 사용하였다.

칩과 위성영상 간의 정합을 수행할 때, 칩이 위성영상 전체에 대해 정합 연산을 수행한다는 것은 매우 비효율적이다. 위성영상에서 칩이 정합 할 가능성이 높은 지역을 근사적으로 추출하여 이 지역을 탐색영상으로 만들고, 이 탐색영상과 정합을 수행한다면, 연산을 최소화할 수 있는데, 이때 위성의 센서모델이 필요하다. 이 연

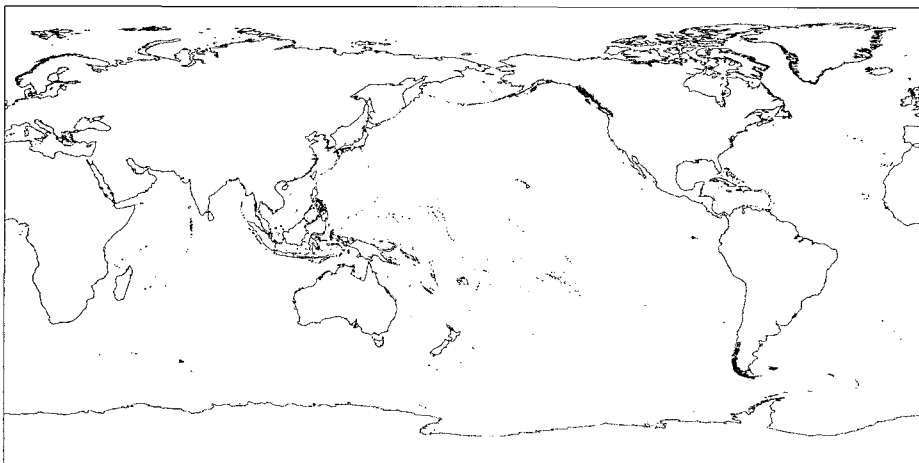


Fig. 3. The whole image that derived from GSHHS landmark DB.

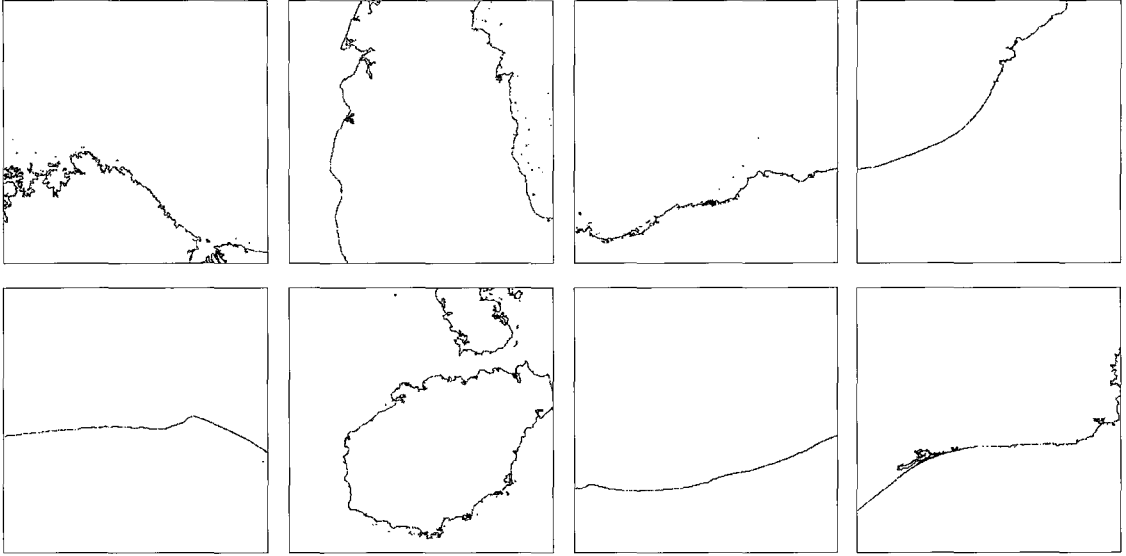


Fig. 4. Landmark chips (longitude $3^\circ \times$ latitude 3°) extracted from the GSHHS.

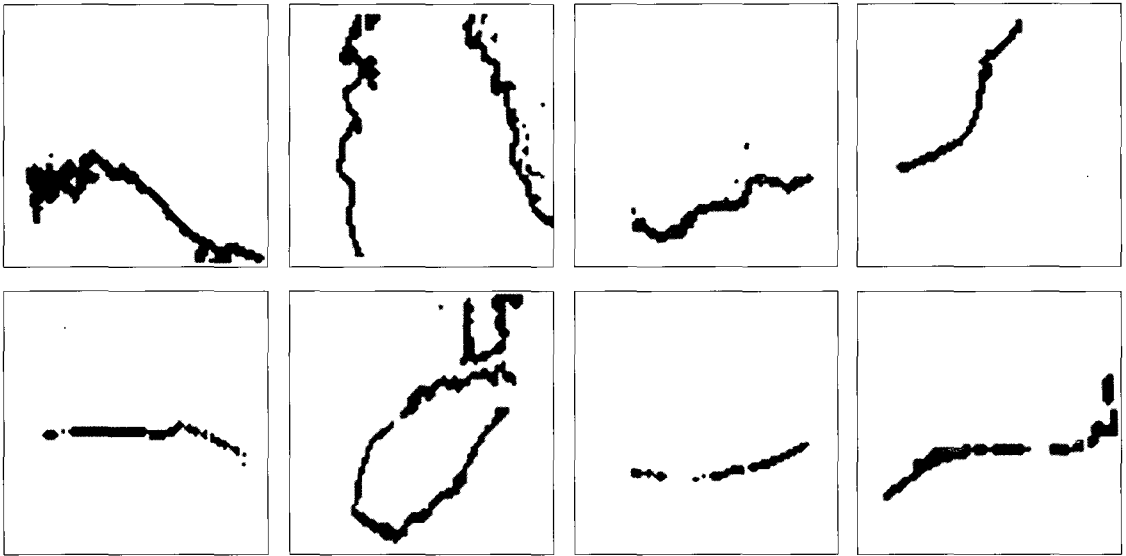


Fig. 5. Landmark chip projected to GOES image coordinates for matching.

구에서는 ELUG 문서(NOAA/NESDIS, 1998)를 토대로 GOES의 센서모델을 구현하고, GVAR 원시데이터에서 필요한 궤도와 자세정보를 추출해서 정합에 필요한 탐색영상(Fig. 6)을 찾는데 이용하였다. 이때 탐색영상의 크기는 GVAR 센서모델의 오차를 고려해서 투영된 해안선 칩의 2배 크기가 되도록 하였다.

2) 정합

랜드마크 검출을 위해서 위성영상과 이에 맞게 투영된 랜드마크 칩을 이용해서 정합을 수행하였다. 정합에 사용한 기법은 정규 교차 상관 정합 알고리즘(zero mean normalized cross-correlation)을 연산의 효율성과 알고리즘 수행 시간의 단축을 위해서 변형(이홍규

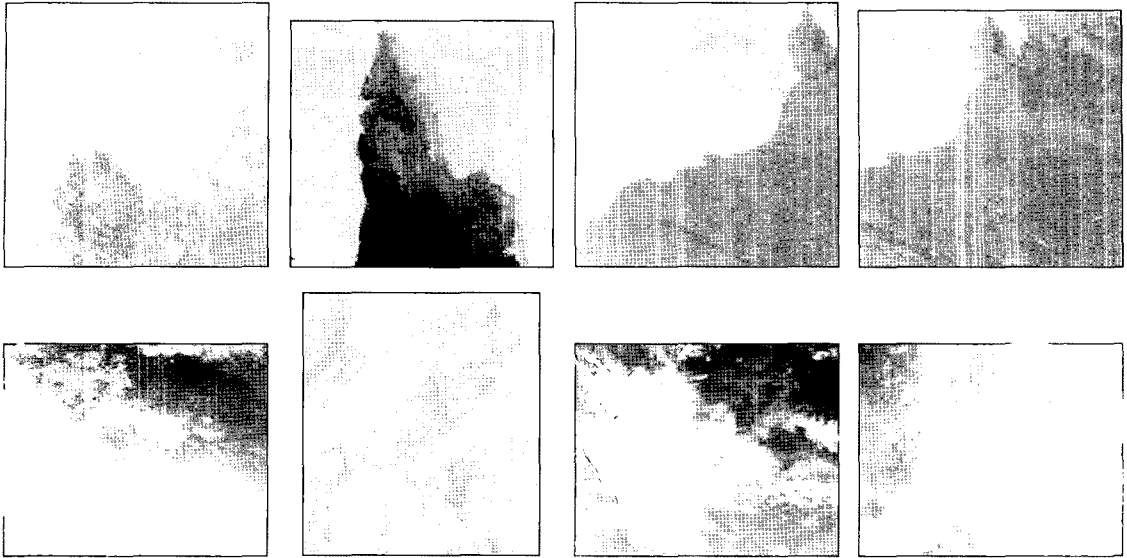


Fig. 6. Images of search area defined for matching.

등, 1999)한 것으로 식 (1)과 같다.

$$\frac{\sum(LR) - (\sum L \sum R)/n}{(\sum L^2 - (\sum L)^2/n)(\sum R^2 - (\sum R)^2/n)} \quad (1)$$

이때 L과 R은 각각 목적 원도우와 탐색 영역에 있는 탐색 원도우를 나타낸다. 이 식에서 L은 랜드마크 칩, R은 탐색영상에서의 탐색 원도우와 대응된다. n은 탐색 원도우에 포함되어 있는 픽셀의 개수를 나타낸다. (1)에 의해서 구해지는 교차 상관도 값은 -1에서 1의 범위의 값을 갖는다. 이 값은 유사성이 높을수록 1에 가까워진다.

정합 과정을 간단하게 나타내면 다음과 같다. 먼저 $3^\circ \times 3^\circ$ 로 자른 랜드마크 칩을 정합 하려는 위성영상의 좌표계로 투영한다. 그리고 투영된 칩에 해당하는 지역을 센서모델을 이용하여 영상에서 찾아내고, 이 영역을 탐색영상으로 만든다. 탐색영상에 소벨(Sobel) 필터를 적용한 후, 이진 영상을 만들어서 해안선을 추출한다. 마지막으로 정규교차 상관 정합 알고리즘을 이용해서 투영된 랜드마크 칩과 탐색영상의 정합을 수행한다.

Fig. 7은 정합결과를 나타낸다. 그림에서 회색으로 표현된 것은 Fig. 6의 탐색영상에 소벨 필터를 적용한 영상이며, 검정색으로 표현된 부분은 정합결과 결정된 랜드마크 칩의 위치에 해당된다. 정합결과는 탐색영상의 해안선과 랜드마크 칩의 해안선이 정확하게 정합된

결과(a), 오정합 결과(b) 그리고 육안으로 정합인지 판단하기 어려운 애매한 정합 결과(c)가 포함된다.

오정합의 원인에는 위성영상에서 나타난 구름과 노이즈 등이 있다. 기상위성영상은 지구 전체를 촬영하므로, 항상 구름이 영상에 존재하게 된다. 이런 구름들로 인하여 해안선이 가려지게 되고, 따라서 정합의 방해요인이 되므로 랜드마크 검출 시, 구름 Masking 등의 방법으로 제거하기도 한다(Bass and McCann, 2000). 이 연구의 주제는 오정합을 포함하는 정합결과 들로부터 자동으로 오정합을 판별하는데 있으므로 여기서는 별도의 구름 제거 기법은 적용하지 않았다.

애매한 정합 결과는 탐색영상에 존재하는 많은 구름들이 해안선을 가려서 육안으로도 식별하기 어려운 결과이다. 많은 구름들이 있어서 Fig. 8의 (a)처럼 해안선을 구별하기 힘든 영상은 정합에 사용하기 위해서 이진 영상으로 변환하면(b), 해안선을 구별하기가 거의 불가능해진다. 정합을 수행하면, 대부분은 오정합일 가능성이 크지만, 추출된 해안선의 일부와 정합되어 제대로 된 결과를 나타낼 수도 있다.

3) 오정합 판별

Fig. 7의 (b)와 같은 오정합을 자동으로 판별하기 위해서 본 연구에서는 RANSAC 알고리즘을 사용했다.

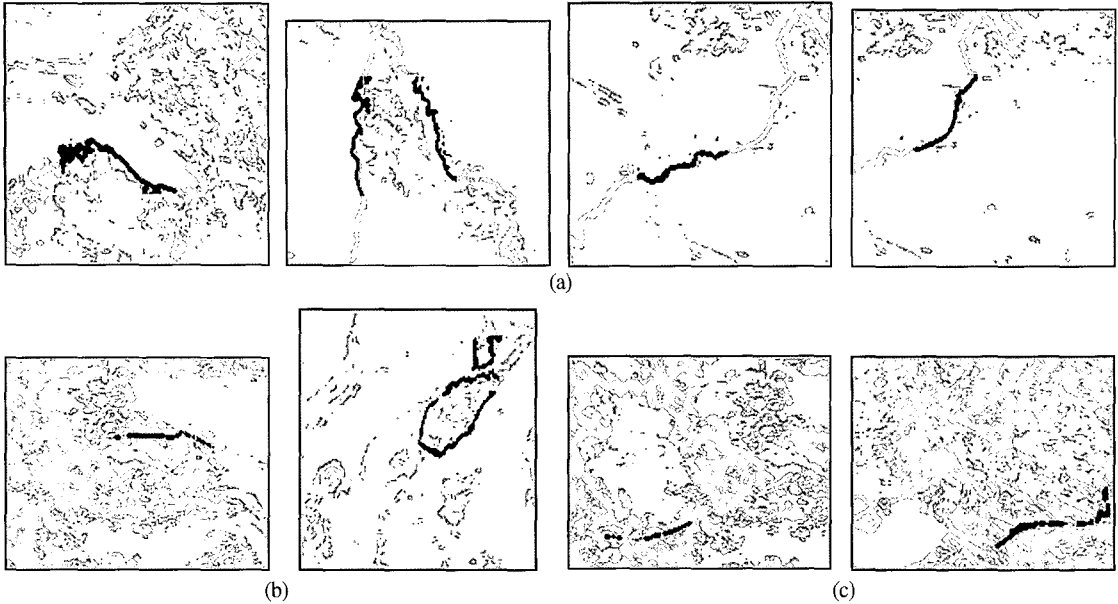


Fig. 7. The results of correct matches(a) and mismatches(b), ambiguous matches(c).

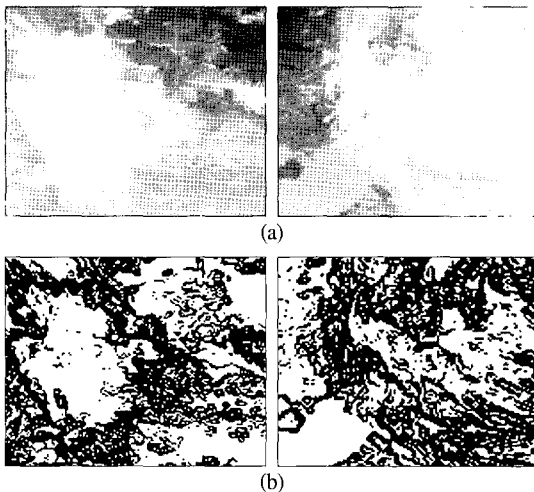


Fig. 8. Search area images(a) and image extracted shoreline from it(b), which made the result of ambiguous matches.

RANSAC 알고리즘을 사용하기 위해서는 정합에 사용된 2차원 위성영상 좌표와 3차원 랜드마크 칩 좌표와의 관계를 나타내는 모델, 즉 센서모델이 필요하다(Kim and Im, 2003). 위성영상에 관한 모델은 여러 종류가 있지만, 그 중에서 물리적 특성에 기반한 모델은 위성 궤도에 대한 정보 및 센서에 대한 정보가 필요하다. 또한 위성의 궤도 역학을 고려한 복잡한 과정을 거쳐야 한

다(김태정 등, 2000). GOES-9을 위한 수학적 모델이 따로 존재하지만(NOAA/NESDIS, 1998), 이 모델도 물리적 관계에 근거한 모델이므로 실험을 복잡하게 만든다. 그래서 보다 단순한 모델인 직접선형변환(Direct Linear Transformation: DLT)을 RANSAC에 적용하였다. 아래의 수식은 DLT 모델을 보여주고 있다(김태정 등, 2000; Kim and Im 2003).

$$\begin{bmatrix} wc \\ wr \\ w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

수식에서 (c, r)은 위성영상의 가로(column)와 세로(row) 좌표 값을 나타낸다. (X, Y, Z)는 영상의 좌표(c, r)에 대응하는 지심좌표계상의 좌표 값을 나타낸다. w는 축척 계수(scale factor)이다. DLT에서의 변환계수(parameter)를 요소로 갖는 행렬 m은 최소제곱법 같은 일반적인 추정 기법을 통해서 추정할 수 있다. 변환계수를 추정하기 위해서는 최소 6점이 필요하다. 또한 변환계수를 추정한 후에 추정에 사용된 데이터 셋을 제외한 데이터들로 DLT에 적용한 결과값과 정합 점의 차이 값이 오차의 임계값 보다 가장 낮을 때의 개수가 적어도 두 개 이상이 되어야만, 정확한 모델 추정이 가능하다.

이러한 사실은 RANSAC을 오정합 판별에 적용하기 위해서 최소 8점 이상이 제대로 정합된 결과이어야만 한다는 것을 뜻한다.

RANSAC에서 사용되는 센서모델은 위성영상과 지구 좌표와의 관계를 설명하는 데 적절해야 한다. 여기서 사용한 DLT가 GOES의 물리적 센서모델과 부합되는지 확인하기 위해서 간단한 검증을 수행하였다. 검증에 사용된 지상기준점은 GOES의 물리적 센서모델을 통해서 임의로 얻어낸 영상좌표와 그에 대응하는 지상좌표(경위도)이다. 총 50개의 임의의 좌표를 추출하여 실험에 이용하였다. Table 1은 모델링에 사용된 기준점 수에 따른 독립적 성능 실험을 보여주고 있다. 실험결과, DLT 모델에 적용하여 얻은 영상의 좌표들은 기준점의 영상 좌표와 비교시, RMSE가 평균적으로 0.001 픽셀로 나타나 매우 높은 정확도를 보여주었다. 따라서 DLT 모델이 GOES의 센서 모델에 부합되는 모델이 될 수 있다고 판단하였다.

오정합 판별을 위해서 RANSAC을 적용하는 과정은 다음과 같다. 첫번째로 정합 후, 정합점에 해당하는 랜드마크 칩의 경위도 좌표와 위성영상의 영상좌표를 이

용해서 DLT 모델을 위한 변환 행렬을 계산한다. 이때, 변환 행렬을 추정하기 위해서 필요한 여섯 점은 무작위로 결정한다. 추정을 통해서 결정된 DLT 모델로 모델링에 사용된 여섯 점을 제외한 나머지 점들의 오차를 계산한다. 이 점들의 오차가 RANSAC의 오차 임계값 보다 작은 점들의 수가 최대가 될 때까지 위 두 과정을 반복 수행한다. 여기서 반복 수행의 최대 횟수는 5000번부터 60000번 까지의 값으로 RANSAC을 수행하여 근사적으로 얻어내었다. 주어진 오정합 확률이 있을 때 반복수행 횟수를 계산하는 수학적인 알고리즘(Fischler and Bolles, 1981)이 있지만, 여기서는 적용하지 않았다. 반복수행 횟수의 결정은 RANSAC의 효과적인 수행 시간을 위해서 향후 연구과제로 수행되어야 할 것이다. 이 논문의 실험에서 RANSAC의 수행 시간과 정확도를 고려해서 결정된 반복횟수는 50000이다. 이때의 수행시간은 약 3분 정도가 소요되었다.

최종 추정된 DLT 모델을 통해서 정합 점들을 계산하고, 계산된 오차의 값이 RANSAC의 오차 임계값 이상이면, 이를 과대 오차를 포함하고 있는 데이터(Outlier)로 판단한다(Fischler and Bolles, 1981; Kim and Im, 2003). 이렇게 결정된 데이터가 RANSAC에서 자동으로 판단한 오정합점에 해당한다. 이 연구에서는 2.5, 5, 10 (픽셀 단위)의 세 가지 임계값을 설정하여 실험하였다.

Table 1. The result of DLT modeling used sensor coordinate of GOES.

기준점의 개수		독립적 성능 실험 : RMSE(pixel)
모델링에 사용된 기준점의 개수	독립적 성능실험에 사용된 기준점의 개수	
6	44	0.002
7	43	0.001
8	42	0.001
9	41	0.001
10	40	0.001
11	39	0.001
12	38	0.001
13	37	0.001
14	36	0.001
15	35	0.001
16	34	0.001
17	33	0.001
18	32	0.001
19	31	0.001
20	30	0.001

4. 실험 결과 및 고찰

RANSAC 기법을 이용하여 오정합된 결과를 판별해 보았다. 이때, 총 24 개의 GOES-9 영상에 대해서 정합을 수행하였고, 00시에 촬영된 영상에 대한 정합 결과, 06시부터 10시까지 촬영된 5 개의 영상에 대한 정합 결과 그리고 12시부터 14시까지 촬영된 3 개의 영상에 대한 정합 결과는 RANSAC 기법의 적용에서 제외하였다. 00시의 영상과 6시부터 10시까지의 영상을 이용한 정합 결과에서는 제대로 된 정합결과가 7점 이하 밖에 없어서 제외하였다. 12시부터 14시사이의 결과는 사용된 위성영상이 북반구만 촬영된 반쪽의 영상이어서 정합 가능한 랜드마크 칩 수가 줄어들었기에 제외하였다.

Table 2는 강인 추정 기법인 RANSAC을 이용해서

Table 2. The result of outlier detection using robust estimation.

No.	Image coordinates		Threshold = 2.5 pixels		Threshold = 5 pixels		Threshold = 10 pixels		Visual Inspection
	Column	Row	Error(pix.)	Outlier?	Error(pix.)	Outlier?	Error(pix.)	Outlier?	
1	11849	10969	199.888	outlier	208.664	outlier	212.962	outlier	
2	11925	10933	234.147	outlier	200.617	outlier	190.856	outlier	
3	10237	11133	280.128	outlier	276.737	outlier	283.400	outlier	
4	10341	11193	77.347	outlier	62.344	outlier	60.800	outlier	
5	13161	11545	46.462	outlier	0.207		1.423		ambi
6	13881	11545	264.316	outlier	299.538	outlier	296.204	outlier	ambi
7	14781	11677	302.830	outlier	359.643	outlier	342.779	outlier	ambi
8	18229	11741	16.031	outlier	120.722	outlier	3.704		ambi
9	17377	11949	42.464	outlier	121.935	outlier	43.351	outlier	ambi
10	17709	11961	0.007		101.322	outlier	3.999		
11	16921	12237	81.640	outlier	172.128	outlier	93.704	outlier	outlier
12	17473	12257	262.525	outlier	357.062	outlier	267.244	outlier	ambi
13	7645	8645	0.321		1.036		1.479		
14	7973	8653	0.365		1.203		1.622		
15	12501	8701	28.363	outlier	0.679		0.904		
16	8041	5921	55.260	outlier	56.232	outlier	31.915	outlier	ambi
17	8593	5789	231.279	outlier	230.770	outlier	250.241	outlier	ambi
18	11361	4457	1.438		2.004		4.620		ambi
19	11761	4449	2.131		2.634		3.302		
20	12169	4441	1.249		1.550		3.600		
21	12813	4385	228.029	outlier	231.676	outlier	221.067	outlier	ambi
22	10673	4269	197.890	outlier	192.456	outlier	206.651	outlier	outlier
23	10653	4257	159.553	outlier	164.513	outlier	152.882	outlier	
24	11905	4213	0.805		1.768		4.405		
25	11545	3909	221.056	outlier	214.869	outlier	219.321	outlier	ambi
26	11549	3893	184.395	outlier	186.858	outlier	183.315	outlier	ambi
27	12169	4021	109.387	outlier	106.669	outlier	105.521	outlier	outlier
28	14045	3129	139.541	outlier	133.008	outlier	78.210	outlier	outlier
29	15557	3233	0.043		0.125		102.972	outlier	
30	13585	2993	151.025	outlier	139.705	outlier	89.935	outlier	outlier

01시에 촬영된 영상의 오정합을 판별한 결과와 육안 판독의 결과를 보여주고 있다. RANSAC를 통해서 판별한 오정합이 정확한지를 검증하기 위해서 육안으로 판독한 결과(Visual Inspection)와 RANSAC 판별 결과(Threshold = 2.5, 5, 10 pixels)를 비교하였다. 이때, 표에서 제대로 된 정합결과(Inlier)는 공백으로 표시되었고 오정합은 'outlier'로 표시했다. 육안으로 정합/오정합 구분이 어려운 결과는 'ambi'로 표시하였다. 표에서 'error'는 RANSAC를 통해서 추정된 모델로 계산된

결과값과 정합 점과의 차이이다. 표에서 보면, 육안 판독에서는 'inlier'이지만, RANSAC의 결과에서는 'outlier'로 판별한 결과들을 볼 수 있다. 이 연구에서는 육안 판독의 'inlier'가 RANSAC에서 'outlier'로 판별되는 예는 허용할 수 있는 것으로 간주한다. 그 이유는 RANSAC을 적용하는 목적이 오정합이 제거된 랜드마크 추출에 있기 때문이다. 따라서 본 연구에서는, RANSAC 판별결과와 육안 판독 결과의 비교 검증 시, 육안으로 판독한 것과 RANSAC으로 판독한 것이 모두

'outlier' 이고, RANSAC이 'inlier'로 판독한 것이 육안 판독에서도 'inlier' 이면 제대로 오정합을 판별한 것으로 간주하였다.

만약 RANSAC의 판별이 'inlier'로 나타났는데, 육안판독은 'outlier' 면, 그것은 랜드마크 추출 결과에 큰 오차를 포함시키게 된다. 위 표에서는 RANSAC 판별 결과에서 육안 판독의 'outlier'을 'inlier'로 판별한 결과는 없다. 하지만, 애매한 정합 결과(ambi)를 'inlier'로 판별한 결과는 볼 수 있다(표에서 진한 부분). 애매한 정합 결과는 오정합 여부를 알 수 없으므로, RANSAC을 이용한 자동 오정합 판별의 결과 검증이 어렵게 만든다. 그래서 본 연구에서는 구름을 탐지하여 애매한 정합 결과가 나올 만한 탐색영상을 정합을 수행하기 전에 제거하였다고 가정하였다. 즉, 애매한 정합 결과들('ambi')은 RANSAC을 이용한 오정합 판별 실험에서 제외하였다.

Table 3은 육안판독에서의 'outlier' 판독 개수와 RANSAC이 판별한 'outlier' 개수를 보여주고 있다. RANSAC이 판별한 'outlier' 개수는 각 임계값 별로 'outlier' 라고 판별한 전체 개수와 육안판독과 일치하는

'outlier' (참 outlier) 개수로 나타내었다. 표를 보면 진한 색으로 표시된 16, 19, 21 영상을 제외한 나머지 영상에서는 오정합을 잘못 판별한 결과는 없었다. 16 영상에서는 RANSAC의 오차 임계값이 10 픽셀일 때, 19와 21 영상에서는 오차 임계값이 5와 10 픽셀일 때만 잘못 판별된 결과가 하나씩 있었다.

Fig. 9는 RANSAC에서 잘못 판별된 정합 결과들을 보여주고 있다. 16번 영상에서 잘못 판별한 정합결과는 (b)이며, 19번 영상에서는 (d), 21번 영상에서는 (f)이다. 그림에서 (a), (c), (e)는 각각 (b), (d), (f)에 대한 탐색영상이다. 정합결과인 (b), (d), (f)와 탐색영상인 (a), (c), (e)를 비교해보면, 랜드마크 칩의 해안선 부분이 아래나 옆으로 조금씩 이동했음을 알 수 있다. RANSAC에서 임계값을 2.5 픽셀로 정했을 때는 이 정합결과들이 오정합으로 분류되었으나 임계값을 5와 10 픽셀로 정했을 때는 오정합이 아닌 'inlier'로 구분하였다. 즉, Table 3에서 16, 19, 21 영상의 잘못된 오정합 판별은 오차의 임계값 차이에 따라서 나온 결과이다. 따라서 이 실험결과로부터 RANSAC 사용 시에 적절한 임계값으로 2.5 픽셀이 최적의 값이라고 판단된다.

Table 3. Number estimated an outlier to an inlier.

영상 ID	육안판독에 의한 Outlier 개수	RANSAC이 판별한 'outlier' 개수		
		임계값 2.5일때 추출한 outlier 개수 (전체개수; 참 outlier개수)	임계값 5일때 추출한 outlier 개수 (전체개수; 참 outlier개수)	임계값 10일때 추출한 outlier 개수 (전체개수; 참 outlier개수)
1	4	10; 4	7; 4	6; 4
2	5	10; 5	7; 5	6; 5
3	4	9; 4	7; 4	4; 4
4	5	11; 5	9; 5	8; 5
5	7	9; 7	9; 7	9; 7
11	1	9; 1	9; 1	9; 1
15	3	7; 3	5; 3	4; 3
16	3	6; 3	5; 3	4; 2
17	4	8; 4	7; 4	6; 4
18	4	7; 4	6; 4	5; 4
19	6	8; 6	6; 5	5; 5
20	2	4; 2	4; 2	3; 2
21	2	4; 2	3; 1	2; 1
22	2	8; 2	6; 2	3; 2
23	2	4; 2	4; 2	3; 2

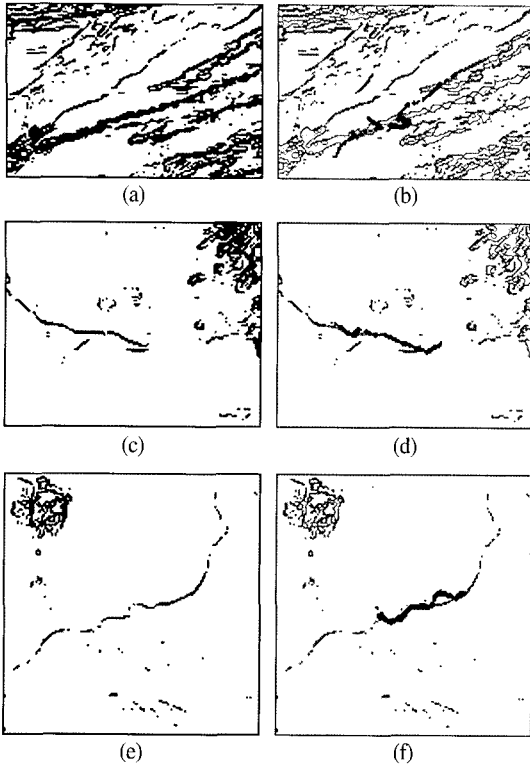


Fig. 9. The wrong result of outlier detection using robust estimation in image 16(a, b), 19(c, d) and 21(e, f).

5. 결론

이 논문에서는 자동으로 랜드마크 추출을 하기 위해서 문제점이 되는 오정합을 강인 추정 기법인 RANSAC을 이용하여 자동으로 판별해 보았다. 정지궤도 기상위성 영상과 랜드마크 칩과의 정합 결과에서 나타난 오정합들을 2.5 픽셀의 오차 임계값을 적용한 RANSAC으로 판별할 경우, 모든 오정합을 검출할 수 있었지만 다수의 참정합을 오정합으로 판별하였다. 향후 참정합을 오정합으로 판별하는 비율을 줄여나가야 할 연구가 필요하다고 생각한다. 하지만, 우리는 이 결과를 통해서 2.5 픽셀의 임계값을 이용한 RANSAC 추정 기법을 이용하면, 자동으로 오정합 판별이 가능함을 알 수 있었다. 이것은 랜드마크 추출이 RANSAC 추정 기법을 이용한 오정합 판별을 통해서 자동으로 수행될 수 있음을 의미한다.

향후, 정지궤도기상위성 전처리 과정에서 RANSAC

을 이용한 자동 랜드마크 추출 기법을 적용하기 위해서는 RANSAC의 수행시간을 줄이고, 참정합을 오정합으로 판별하는 비율을 낮추는 등 알고리즘 성능 개선이 보완되어야 할 것이다.

참고문헌

- 김태정, 김승범, 신동석, 2000. 대표적 위성영상 카메라 모델링 알고리즘들의 비교연구, *Journal of the Korean Society of Remote Sensing*, 16(1): 73-86.
- 이흥규 외, 1999. EOC 영상 자료 처리 및 활용 기술 개발 보고서, 한국과학기술원 인공위성연구센터.
- Bass, J., P. Davies, and D., McCann, 2000. MTSAT Image Data Acquisition and Control System, Proc. Of the Conference 'DASIA 2000-Data systems in Aerospace', Montreal, Canada, May, 457: 509-514.
- Chen, C-S., Y-P. Hung, and J-B. Cheng, 1999. RANSAC-Based DARCES: A new approach to fast automatic registration of partially overlapping range images, *IEEE transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21(11): 1229-1234.
- Cheng, Y. C. and S. C. Lee, 1995. A new method for quadratic curve detection using K-RANSAC with acceleration techniques, *Pattern Recognition*, 28(5): 663-682.
- Emery, W. J., D. Baldwin, and D. Matthews, 2003. Maximum cross correlation automatic satellite image navigation and attitude corrections for open-ocean image navigation, *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 41(1): 33-42.
- Emery, W. J., J. Brown, and Z. P. Nowak, 1989. AVHRR Image Navigation: Summary and Review, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 55(8): 1175-1183.

- Fischler, Martin A. and Robert C. Bolles, 1981. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography, *Communications of the ACM*, 24(6): 381-395.
- Kamel, A. A., 1996. GOES Image Navigation and Registration System, Proc. Of SPIE Conference on GOES-8 and Beyond, Denver, USA, AUGUST, 2812: 766-776.
- Kelly, K. A. and J. F. Hudson, 1996. GOES 8/9 Image Navigation and Registration Operations, Proc. Of SPIE Conference on GOES-8 and Beyond, 2812: 777-788.
- Kim, T. and Y-J. Im, 2003. Automatic Satellite Image Registration by Combination of Stereo Matching and Random Sample Consensus, *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 41(5): 1111-1117.
- McGuire, M. and H. S. Stone, 2000. Techniques for multiresolution image registration in the presence of occlusions, *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 38(3): 1476-1479.
- NOAA/NESDIS, 1998, Earth Location User's Guide (ELUG), NOAA/SD3-1998-015R1UD0, <http://rsd.gsfc.nasa.gov/goes/text/>
- Space Systems-Loral, 1996. GOES DataBook, <http://rsd.gsfc.nasa.gov/goes/>
- Torr, P., R. Szeliski, and P. Anandan, 2001. An integrated Bayesian approach to layer extraction from image sequences, *IEEE transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(3): 297-303.
- Wessel, P. and W. H. F. Smith, 1996. A global, self-consistent, hier-archical, high-resolution shoreline database, *JOURNAL OF GEOPHYSICAL RESEARCH*, 101(B4): 8741-8743.