SURF 기법을 활용한 위성 SAR 다중해상도 영상의 정합 및 기하보정

김아름 · 송정환 · 강서리 · 이우경[†]

한국항공대학교항공전자공학과

Matching and Geometric Correction of Multi-Resolution Satellite SAR Images Using SURF Technique

Ah-Leum Kim, Jung-Hwan Song, Seo-Li Kang and Woo-Kyung Lee[†]

Department of Avionics, Korea Aerospace University

Abstract : As applications of spaceborne SAR imagery are extended, there are increased demands for accurate registrations for better understanding and fusion of radar images. It becomes common to adopt multi-resolution SAR images to apply for wide area reconnaissance. Geometric correction of the SAR images can be performed by using satellite orbit and attitude information. However, the inherent errors of the SAR sensor's attitude and ground geographical data tend to cause geometric errors in the produced SAR image. These errors should be corrected when the SAR images are applied for multi-temporal analysis, change detection applications and image fusion with other sensor images. The undesirable ground registration errors can be corrected with respect to the true ground control points in order to produce complete SAR products. Speeded Up Robust Feature (SURF) technique is an efficient algorithm to extract ground control points from images but is considered to be inappropriate to apply to SAR images due to high speckle noises. In this paper, an attempt is made to apply SURF algorithm to SAR images for image registration and fusion. Matched points are extracted with respect to the varying parameters of Hessian and SURF matching thresholds, and the performance is analyzed by measuring the imaging matching accuracies. A number of performance measures concerning image registration are suggested to validate the use of SURF for spaceborne SAR images. Various simulations methodologies are suggested to validate the use of SURF for the geometric correction and image registrations and it is shown that a good choice of input parameters to the SURF algorithm should be made to apply for the spaceborne SAR images of moderate resolutions.

Key Words : Synthetic Aperture Radar, Matching, SURF, RANSAC

요약 : 위성 SAR 영상의 활용이 증가하면서 영상의 해석 및 융합을 위한 정밀 기하보정에 대한 필요성이 높아지고 있다. 특히 광역감시 목적으로 활용되기 위해 서로 다른 해상도를 갖는 SAR 영상간 정보융합도 활

접수일(2014년 3월 18일), 수정일(1차 : 2014년 7월 31일, 2차 : 8월 13일), 게재확정일(2014년 8월 13일).

[†] 교신저자: 이우경(wklee@kau.ac.kr)

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

발해지고 있다. 일반적으로 SAR 영상의 기하보정은 위성의 궤도 및 자세정보를 활용하여 수행할 수 있지만 SAR 센서의 궤도 및 시스템 오차, 대상지형 특성에 의한 왜곡으로 인해 추가적인 보정이 필요하게 된다. SAR 영상을 통한 변화탐지나 타 영상과의 융합에 적용하기 위해서는 기하 오차 보정이 반드시 선행되어야 한다. 이를 위해 다수의 지상 기준점을 선정하고 이를 포함하는 기준 영상과 비교하여 원본 영상에서 대응점을 찾는 방식으로 정밀 기하보정을 수행할 수 있다. Speeded Up Robust Feature (SURF) 기법은 쉽고 빠르게 영상의 기준점을 찾을 수 있지만 상대적으로 해상도가 낮고 스펙클 잡음에 영향을 받는 SAR 영상에서는 활용하기가 어렵다고 알려져 있다. 본 논문에서는 SURF 기법을 위성 SAR 영상에 적용할 때 발생할 수 있는 오차를 추출하고 영상 특성에 따른 성능 변화를 분석하였다. SURF 알고리즘의 적용이 가능한 입력 변수의 적정 범위를 제시하고 그에 따른 영상 정합의 오차를 분석하여 중저해상도의 위성 SAR 영상에 대해서도 SURF 기법을 통한 기하 보정 및 영상 정합이 적용될 수 있음을 검증하였다.

1. 서론

최근 국내외적으로 발사되는 위성 SAR의 영상 품질이 높아지면서 기존의 광학 영상 수준의 해상도를 갖는 SAR 영상의 획득이 가능해지고 있다. SAR 영상은 레이더 신호의 반사 특성 및 대상 지역의 지형적 특성에 의해 기하학적 왜곡을 갖게 되고 이를 보정하기 위한 기하 보정 작업은 SAR 영상 활용에 필수적인 요소이다. 일반적으로 SAR 영상의 기하보정은 위성의 궤도 및 자세정보를 활용하여 수행할 수 있다. 그러나 위성 SAR 수신 신호는 위성 궤도와 센서의 자세정보 오차 그리고 목표물의 지형적 특성 등에 의한 기하오차를 포함하게 되며, 보다 정밀한 자동 기하보정을 수행하기 위해서는 추가적인 오차보정을 수행해야 한다. 이를 위해 지상 기준점을 지정하여 보정하거나, 기준이 되는 영상을 선택하여 두 영상을 상호 비교한 후 정합하여 기하학적 보정을 수행할 수 있다. 두 영상을 비교 정합하는 방식은 서로 다른 센서에서 획득한 자료의 영상 합성에 활용될 수도 있다. 특히 위성 SAR 영상의 보급이 급속도로 진행되면서 중저해상도 및 고해상도의 SAR 영상 활용이 일반화되고 있으며 이를 바탕으로 영상의 기하 보정이나 타영상과의 합성 및 변화 탐지 분야에 활발하게 활용되고 있다. 이러한 활용이 원활하게 수행되기 위해서는 SAR 영상의 기하 보정 및 신속 정밀한 정합이 필수적으로 선행되어야 한다.

기존의 기하보정에서는 사용자가 직접 영상에서 다수의 지점을 추출하고 정합 대상이 되는 영상에서 이들과 일대일 매칭되는 지점을 직접 선택하는 방법이 주로 수행되어 왔다. 이러한 영상 정합은 SAR 영상과 광학 영

상의 융합에서도 중요한 역할을 수행한다. 상용으로 보급되는 영상 소프트웨어에서도 이러한 절차를 통해 기하보정 작업을 수행하는 경우가 많은데, 추출할 수 있는 기준점의 수가 제한되어 영상에 따라 정확성이 달라지고, 시간이 많이 소요되어 많은 영상을 다루기가 어렵다는 문제를 갖고 있다. 최근에는 3점 이상의 기준점을 미리 결정하여 이용하는 반자동적인 기하보정 방법을 사용하기도 한다. 최근의 고해상도 SAR 영상 정합은 기존 광학영상 정합과 유사한 기법을 활용하는 경우가 많다. SAR 영상은 스펙클 잡음에 의한 영향이 강하고 지상 지형에 의한 왜곡 수준이 불규칙하기 때문에 광학영상에 비해 기하보정 과정이 훨씬 복잡하다. 국내에서도 다목적위성 영상을 활용하여 고해상도 SAR 영상에 대한 자동 기하보정 연구가 진행되어 왔다. 기존 영상과 대상 영상에 대한 선형 정보를 추출하여 수행하는 방식(Han, 2011)은 대응점을 수동으로 추출하기 때문에 신속성 및 효율성에서 기존의 자동영상정합 알고리즘과는 구분된다. 자동 영상정합 기법으로는 상호 정보(Mutual Information)를 활용한 알고리즘이 소개되었는데(Han, 2013), 영상의 각 픽셀에 대하여 Canny 에지 추출자를 적용하여 모든 비유합수를 구하고 상호 비교하는 과정이 매우 많은 계산량을 요구할 뿐만 아니라 중복 기준점으로 인한 오류 가능성도 높아질 수 있다.

Pritt and LaTourette(2011)는 고해상도 SAR 영상과 Lidar DEM영상과의 정합을 통해 정밀한 기하보정을 수행하였다. 또한 Wessel(2007)은 준 실시간 처리를 위해 기하보정이 완료된 기준 영상에 Scale Invariant Feature Transform (SIFT) 기법을 적용하여 지상기준점을 확보하고 기하보정을 수행하였다. SIFT 기법은 영상

의 회전이나 스케일 변화에도 견고한 기술자를 정의하여 특징점을 찾는 기법으로 주로 광학영상에 대한 자동 영상 정합 분야에서 활용되어 왔다(Lowe, 2004).

기준점을 추출하기 위한 방법으로는 대표적으로 Shi&Tomasi 코너 검출기, 헤리스 코너 검출기, 헤이시안 검출기, 헤리스-라플라시안 검출기, 가우시안 차분 검출기, 고속 헤이시안 검출기 등이 잘 알려져 있다. Shi and Tomasi(1994)는 소벨 연산자를 사용하여 2차 미분을 계산하고 계산된 2차 미분으로부터 고유 값을 계산하여 특징점을 추출하였다. 헤리스가 제안한 헤리스 코너 검출기는 가장 널리 알려진 특징점 추출 방법 중 하나로 코너 점에서 양방향으로의 곡률이 높다는 점에 착안하여 회전에 불변하는 특징을 갖는 고유값과 코너 응답함수 대응 지점을 찾는다(Harris and Stephens, 1988). 헤이시안 검출기는 얼룩 특징과 능선 특징 검출에 강한 헤이시안 행렬식을 이용하여 특징점을 추출한다(Lindeberg, 1998). 가우시안 2차 미분검출기(Laplacian of Gaussian, LoG)는 기존의 헤리스 코너 검출기가 영상의 변환 스케일에 따라 특징점이 변하는 문제를 해결하기 위해 스케일 공간에서 가우시안 2차 미분을 적용한 후 특징점을 찾는다(Mikolajczyk and Schmid, 2001). 가우시안 차분 검출기(Difference of Gaussian, DoG)는 LoG를 근사화하여 속도를 향상시킨 방법으로 스케일 공간에서 이웃하는 픽셀 중 극값만 검출한다. 그리고 에지 특성과 명암 대비도를 측정하여 오차가 발생할 수 있는 영역의 성분을 제거한 후 특징점을 검출한다(Lowe, 2004). 국내에서도 위성 영상 정합을 위해 SIFT를 활용한 사례가 있으나 상대적으로 스펙클이나 클러스터의 영향이 적은 광학 영상에 대해서 제한적으로 적용된 바 있다(강석천 등, 2009). 또한 SURF를 적용하여 정합 성능을 평가하는 시도가 있었으나 스펙클 잡음 영향이 적어 비교적 쉽게 높은 정확도를 확보할 수 있는 광학 영상으로 그 활용이 제한되어 있었다(Lee, 2012).

이러한 특징점 추출 알고리즘은 고해상도의 광학 영상에서 오랫동안 적용되어 그 활용성이 검증되어왔다. 영상의 해상도 및 각도의 변화에 상관없이 적용될 수 있으므로 서로 다른 두 영상을 비교 또는 합성하는데 적합하지만, SAR 영상의 경우 클러스터 잡음에 의한 오류 발생률이 높아지는 문제가 발생하여 실제 적용에는 제약이 있었다. 그러나 최근 높은 해상도를 갖는 위성 SAR 임무

가 증가하고 영상의 품질 수준이 높아지면서 기존의 코너 검출기에 기반한 영상 처리 시도가 증가하고 있다(Schwind, 2010). 국내에서도 최근 SIFT와 MI 기법 등을 동시에 활용하여 SAR 영상정합의 정확도를 높이려는 연구가 수행되기도 하였다(Yoo, 2011).

SIFT는 비교적 쉽고 정확한 결과를 제공하지만, 계산량이 영상의 크기에 따라 기하급수적으로 증가하는 단점을 갖고 있는데, Bay가 제안한 고속 헤이시안 검출기는 적분영상(Integral Image)과 가우시안 2차 미분을 근사화한 사각필터를 이용하여 SIFT 알고리즘 대비 수행시간을 획기적으로 단축하였다(Bay, 2006). 이처럼 SIFT의 단점인 복잡한 계산과정과 시간 소요를 보완하기 위해 제시된 알고리즘이 SURF기법이다. SURF는 특징점을 찾는 미분 과정을 단순화하여 계산 속도를 획기적으로 높임으로써 복잡한 영상에 적용하기에 효율적인 방식이라고 할 수 있다. 알고리즘의 효율성에도 불구하고 스펙클 잡음에 의해 특징점 계산 오류가 발생하기 쉬운 SAR 영상에는 적용되기 어렵다고 알려져 왔으나, 최근에는 이를 보완하여 SAR 영상 보정(Xiaonjuan, 2011) 및 정합 처리(Ruihua, 2009)를 위한 노력이 시도되고 있다. 기존의 연구에서는 명확한 경계점 부분이 어려운 SAR 영상의 경우 SURF 정합점 계산에서 많은 오류가 발생하는 것이 지적되었다. 그러나 SURF는 기존 활용되는 SIFT에 비해 높은 효율성을 갖고 있어서 적용하기가 쉽고 고용량의 영상 자료 및 군사작전이나 재난 상황에서 실시간 변화 탐지에 활용하기에 유리하다. 본 논문에서는 정밀 자동 기하보정 및 영상 정합을 위한 SURF 알고리즘을 위성 SAR 영상에 적용하는 과정을 제시하고 다양한 실제 위성 SAR 영상에 적용하여 그타당성을 검증한다. 서로 다른 SAR 영상간의 공통 지상 기준점을 추출하기 위하여 SURF기법을 사용하였으며 추출된 정합점의 오차 및 정확도를 분석하였다. 오류가 발생한 정합점을 자동으로 제거하고, 추출된 유효 정합점을 사용하여 SAR 영상에서의 기하보정 및 영상 정합이 수행된 결과를 제시한다.

2. 영상 정합 알고리즘

빠른 속도로 지구 주변을 돌며 영상을 획득하는 위성

은 일반적인 정적인 환경에서 영상을 취득하는 것과는 달리 센서에서 목표물까지의 거리가 가변적이다. 이에 따라 영상 내 목표물의 크기나 해상도가 균일하지 않고, 기하학적 왜곡이나 잡음에 취약한 특성을 갖고 있다. 따라서 다양한 왜곡이나 잡음에 대해서도 안정적으로 정합점을 획득할 수 있는 방안에 대한 연구가 매우 중요하다. 본 연구에서는 영상 왜곡에도 견고한 특성을 갖는 SURF 기법을 이용하여 SAR 영상 내부의 정합점을 찾고, Random Sample Consensus (RANSAC)을 통해 최적화된 정합점을 추출한 후 공간 변환(Spatial Transformation)을 수행하여 영상 정합 및 보정을 수행한다.

1) SURF 알고리즘

기하특징점은 영상에서 표적물을 식별하는 고유의 영역이라고 할 수 있다. SURF 알고리즘은 이러한 특징점을 영상에서 추출하고 판별하기 위해 특징점 검출 (Feature Point Extraction)과 서술자(descriptor) 형성 작업을 수행한다. 특징점 검출에서는 영상에 대한 특징점을 선별하고 각각에 해당하는 위치 및 스케일(Scale)로 공간 함수를 계산한다. 동일한 위치의 특징점들에 대해서도 검출되는 스케일은 각각 달라질 수 있다. 이는 다시 말해 SURF 알고리즘에서 추출되는 특징점이 스케일 변화에 견고하고 해상도 변화에 대해 좋은 내구성을 갖고 있음을 의미한다.

특징점 서술이란 검출된 특징점의 위치 주변에서 특징점의 스케일에 비례하는 영역의 픽셀 값을 추출하여 특징점의 주방향을 정하고, 동시에 벡터 형태의 서술자를 생성하는 것을 말한다. 이때 벡터는 특징점의 방향에 대해서 상대적인 의미로 서술되기 때문에 영상의 회전

변화에 상관없이 고유한 성분값을 유지한다.

(1) 특징점 검출

SURF에서는 사각형의 필터를 이용하여 픽셀 주변을 회전하는 적분 영상을 만들고 이 적분 영상 내부의 세부 영역에 근사화된 헤이시안 검출기를 적용하여 특징점을 추출한다. 적분 영상은 적용되는 필터 내부에 존재하는 화소 값의 합이다. 적분 영상 I 는 식 (1)처럼 좌표 $(0,0)$ 에서 (x,y) 공간에 분포하는 화소 값의 합으로 표현되며 단순 덧셈 계산이기 때문에 쉽고 빠르게 획득할 수 있다.

$$I_{\Sigma}(x, y) = \sum_{i=0}^{x} \sum_{j=0}^{y} I(x, y) \quad (1)$$

헤이시안 검출기는 식 (2)의 헤이시안 행렬을 사용하는데 모든 화소점에 적용하면서 행렬식이 최댓값이 되는 위치를 특징점으로 지정한다(Ruihua, 2009).

$$H(L(x, y, \sigma)) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, y, \sigma) & L_{xy}(x, y, \sigma) \\ L_{xy}(x, y, \sigma) & L_{yy}(x, y, \sigma) \end{bmatrix} \quad (2)$$

행렬식에 표현된 L_{xx} , L_{yy} 및 L_{xy} 는 각 방향에 대한 가우시안 2차 미분과 입력 영상 I 와의 회전(Convolution)이다. 이때 2차원 영상에서의 가우시안 필터는 Fig. 1과 같은 박스 필터로 표현된다.

SURF의 경우 이산 헤이시안 행렬에 소요되는 가우시안 박스 필터를 Fig. 2와 같이 근사화함으로써 정확도는 다소 떨어지지만 처리 속도는 획기적으로 향상된다. 그림에서 하얀색 부분은 +1, 검은색 부분은 -1의 부호를 부여하고 필터 계산값은 면적에 따라 비례하여 증감하게 된다.

일반적으로는 영상의 크기를 인위적으로 조절하여 스케일을 변화시키지만, SURF에서는 박스 필터의 크기

Fig. 1. Gaussian second order partial derivatives.

Fig. 2. Approximated Gaussian second order derivatives using box filters.

를 증가시킴으로써 영상의 크기가 감소하는 효과를 얻는 방식으로 스케일을 조정한다. 박스 필터의 크기는 영상의 스케일에 따라 다르게 결정되는데 Fig. 2에서는 9×9 화소 크기를 갖는 박스 필터를 보여주고 있다.

특징점 검출 여부를 판별하기 위하여 근사 헤이시안 행렬식을 이용하는데 그 표현식은 식 (3)과 같다. 근사화에 따른 오차를 보정하기 위해 가중치성분 ω 를 입력하는데 일반적으로 Frobenius norm을 이용하여 얻어진 0.9가 사용된다.

$$\det(H_s) = D_{xx} D_{yy} - (\omega D_{xy})^2 \quad (3)$$

(2) 특징점 서술

검출 과정을 통해 위치가 선정된 특징점들이 회전에 불변하는 특성을 가지기 위해서는 해당 위치에서 방향 정규화가 수행되어야 한다. 이를 위해서 Fig. 3처럼 60° 의 간격으로 필터 영역을 변화시키며 x방향과 y방향의 하르-웨이블릿 응답값 d_x 와 d_y 를 계산하여, 가장 큰 변화가 발생하는 방향을 찾아낸다.

검은 영역과 흰 영역에 각각 1과 -1의 가중치를 둔 필터를 이용하면 적분 영상의 계산 이득 효과를 얻을 수 있다. 또한 하르-웨이블릿 필터의 적용은 x, y 각 방향에 대한 기울기를 의미하므로 이를 통해 특징점의 주방향을 찾을 수 있다.

방향을 설명할 수 있는 기술자 벡터를 구하기 위해서는 추출된 특징점 위치를 중심으로 스케일의 20배에 해당하는 영역을 설정하고, 이 영역을 다시 4×4 의 세부 구간으로 나눈다. 16개의 각 구간에 대해 식 (4)와 같은 하르-웨이블릿 응답 벡터를 구하면 총 64차원의 기술자 벡터를 추출할 수 있으며 이는 특징점을 구분하는 고유

Fig. 3. Harr wavelet types used for SURF.

값이 된다. 추출된 64차원 기술자 벡터를 정규화하면 영상 변화에 따른 편차 발생을 억제할 수 있다.

$$\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|$$

2) RANSAC알고리즘

RANSAC (Fischler and Bolles, 1981)은 측정 노이즈가 심한 원본 데이터로부터 수학적 모델의 변수를 추출하는 알고리즘이다. RANSAC은 전체 원본 데이터 중에서 모델 변수를 결정하는데 필요한 최소의 데이터를 무작위하게 샘플링하면서 반복적으로 해를 계산하여 최적의 해를 찾는다. 이 방법은 전통적인 통계적 방법과는 반대의 개념을 가진다. 즉, 대부분의 방법들이 초기의 해를 획득하기 위해서 가능한 많은 데이터를 사용하고 그 결과로부터 유효하지 않은 데이터를 제거하는데 반해 RANSAC은 가능한 적은 양의 초기 데이터를 사용해서 일관된 데이터의 집합(consensus set)을 확장시켜가는 방식을 사용한다.

본 논문에서는 RANSAC 알고리즘을 이용하여 두 영상간의 최적화된 대응점만을 추출하고 이로부터 영상간의 변환 행렬을 찾아낸다. 우선 대응되는 기준점 중 일부를 해로 가정을 한다. 해로 가정한 임의의 기준점으로

이루어진 변환 식에 나머지 기준점들을 대입하여 만족하는 기준점 개수가 가장 많은 해를 변환된 식의 참 값으로 선정하여 기하보정에 활용한다. 이러한 과정을 통해 얻어진 변환식과 보간법을 이용하여 보정이 필요한 원 영상과 기준 영상을 상호 대응시킬 수 있다.

3) 공간변환(Spatial Transformation)

지상 기준점이 선정되고 영상에서의 좌표와 실제 좌표가 결정되면, 좌표 변환을 통하여 두 지점을 하나로 연결시켜야 한다. 즉, 두 지점의 위치를 함수관계로 연결하여 시험 영상의 좌표를 기준 영상의 좌표로 변환해야 한다. 이 단계가 좌표 변환 단계이며, 사용되는 좌표 변환식은 영상에서의 왜곡 정도, 사용되는 기준점의 수, 그리고 영상의 크기 등에 따라 고차 다항 방정식이 될 수 있다(Jensen *et al.* 1993).

일반적으로 비교적 작은 지역의 영상에서 지형 왜곡이 심하지 않을 경우 어파인(affine) 변환을 이용하여 기하보정을 수행하는 것으로 충분할 수 있다. 하지만 SAR 영상에는 지표면의 굴곡 및 지형적 특성으로 인하여 비선형 왜곡이 비교적 많이 포함되어 있다. 따라서 이러한 비선형 왜곡을 최소화하기 위한 투영(projective) 변환 및 2차 다항(2nd order polynomial) 변환이 필요할 경우가 발생한다. 투영 변환은 변환 모델을 생성하기 위해서 4개 이상의 지상기준점을 필요로 하며, 2차 다항 변환은 최소 6개의 지상기준점을 사용하여 변환 모델을 생성한다.

3. 실험 및 결과

Fig.4는 SURF 기법을 사용하여 위성 SAR 영상의 정합

Fig. 4. Flow chart of matching process of satellite SAR image using SURF technique.

과 기하보정을 수행하는 과정을 보여준다. 우선, 입력 영상 및 기준 영상에 대하여 각각 SURF 기법을 적용하여 특징점을 추출하고, 공통되는 정합점을 선택한다. 그리고 RANSAC 알고리즘을 사용하여 'inlier'를 결정하게 된다. 여기서 inlier란 임의로 선택된 점들 중에서 변환식에 적용될 수 있도록 일정한 관계식을 유지하는 유효점들의 집합을 의미한다. 추출된 유효 정합점들의 분포를 사용하여 최적의 선형 모델 분포 함수를 구하고, 이 모델 함수와 정합점의 간격이 지정된 기준값보다 작으면 inlier라고 하고 나머지 경우는 outlier로 분류한다(Vini *et al.* 2012). 이렇게 분류된 inlier 분포에 대응되는 변환식을 생성하여 영상의 정합 또는 기하보정을 수행하게

Table 1. Characteristics of the RADARSAT-1 Products for Test

제품명	획득날짜	궤도특성	데이터크기 (Rg × Az)	해상도 [m] (Rg × Az)	설명
SGF	1998. 07. 09	Ascending #13975	8911 × 8671	8.3 × 8.4	Path Image
SGF	1998. 08. 12	Ascending #14461	8762 × 8450	8.3 × 8.4	Path Image
SCN	1998. 08. 23	Descending #14625	11952 × 14014	50 × 50	ScanSAR Narrow
SSG	1999. 07. 25	Descending #19427	10080 × 9479	8.3 × 8.4	Map Image
SSG	1997. 11. 11	Ascending #10545	10272 × 9321	8.3 × 8.4	Map Image
SSG	1998. 08.16	Ascending #14518	10582 × 9615	8.3 × 8.4	Map Image

Fig. 5. Satellite SAR image set for analyzing characteristics of the SURF interesting points and matched points.

된다.

본 논문에서 제시한 방법을 실제 위성 SAR 영상에 적용하여 검증하였다. Table 1에서는 본 논문에서 모의 실험을 위해 사용한 RADARSAT-1 영상 제품의 목록을 보여준다. 영상의 화소값은 적절한 히스토그램 분포를 갖도록 조절하였으며, SCN 데이터는 필요에 따라 일부 영역(ROI)을 추출하여 사용하였다.

SURF 기법에 의해 추출되는 특징점 및 정합점들의 특성을 파악하기 위해 두 개의 RADARSAT-1 SGF 제품을 사용하였으며, Fig. 5에 나타내었다. SGF 제품은 기하 보정이 수행되기 전의 'Path Image'이며, 균등한 지상거리로 re-sampling된 제품이다.

1) SURF 기법에 의한 특징점 및 정합점 추출

앞서 제시한 헤이시안 계산식을 통해 얻어진 결과값과 미리 설정한 헤이시안 기준값(Hessian threshold)을 비교하여 특징점을 판별할 수 있다. Fig. 6는 헤이시안 기준값에 따라 각각의 SAR 영상에서 추출되는 특징점의 개수를 나타내며, 헤이시안 기준값이 증가함에 따라 추출되는 특징점의 수는 감소함을 보여준다. 즉 헤이시안 기준값을 높이면 특징점 추출 조건이 더욱 엄격해지는 것이라고 할 수 있다.

두 영상에 얻어진 특징점들을 서로 비교하여 가장 유사한 특징점을 선정하고 이를 추출하여 정합점을 얻게 된다. SURF 정합점은 추출된 특징점들에 대하여 유클리드 거리를 계산하고, 가장 가까운 특징점과 두 번째로 가까운 특징점의 거리 비가 기준값보다 큰 값인지 비교

Fig. 6. Extracted SURF interesting point according to the Hessian threshold.

Fig. 7. Selected SURF matched point by calculating the Euclidean distance.

Fig. 8. Processing time to extract the matched points by SURF technique.

하여 결정한다. 보통 정합 기준값은 0.5~0.8 사이의 값을 사용하는데 이는 영상의 특성에 따라 다르게 선택할 수 있다. 일반적으로 정합 기준값이 증가하면 선택되는 정합점의 수는 증가한다. 또한 특징점과 마찬가지로 헤이시안 기준값이 증가함에 따라 감소하는 경향을 보인다. Fig. 7은 SURF 정합 기준값에 따라 선택되는 정합점의 수를 보여준다.

한편, 헤이시안 기준값에 따라 특징점 및 정합점을 추출하는데 소요되는 시간 변화를 Fig. 8에 나타내었다. 계산에 사용된 컴퓨터는 인텔 쿼드코어 2.6 GHz에 8 G의 메모리 사양을 갖추고 있다. 헤이시안 기준값이 증가함에 따라 처리시간이 감소하게 되지만, 반면에 선택되는 정합점의 수가 감소하여 불확실성도 커지므로 최적의 성능을 보장할 수 있는 적절한 값을 찾는 것이 중요하다.

SURF 정합 기준값에 의한 추출되는 정합점들은 단순히 기술자 벡터간의 유클리드 거리비를 사용하여 선택되므로 비교적 많은 오차 정합점을 포함하고 있다. 따라서 기하보정에 사용될 유효한 정합점을 추출하기 위해서 RANSAC 기법을 적용한다.

2) RANSAC 알고리즘에 의한 유효 정합점 추출

RANSAC 알고리즘을 사용하여 적절한 변환 모델을 획득하기 위해서는 반복횟수가 충분히 커야 한다. 반면 반복횟수가 증가할수록 처리시간이 증가하게 되므로 반복횟수의 최댓값을 미리 결정해야 하는데 이는 영상의 크기 및 복잡도에 따라 달라진다. 변환 모델을 구성하

Fig. 9. The maximum number of iteration respect to the valid probability of the data.

Fig. 10. RANSAC processing time respect to the valid probability of the data.

기 위해 요구되는 최소 유효 정합점 개수는 투영변환의 경우 최소 4개, 2차 다항 변환은 최소 6개이다. 필요한 샘플 개수가 증가할수록 RANSAC 반복 연산 횟수는 기하급수적으로 증가하게 된다.

RANSAC 연산 반복 횟수는 추출 데이터가 유효할 확률이 u 로 주어질 때 다음과 같이 계산된다.

$$N = \frac{\log(1-p)}{\log(1-u^m)} \quad (4)$$

여기서 m 은 모델을 구성하기 위해 요구되는 최소 샘플 개수를 의미하며, p 는 선택된 샘플들이 유효한 데이터만을 포함할 확률을 의미한다. Fig. 9는 데이터의 유효 확률에 따라 모델을 구성하기 위한 반복 횟수를 각각 나

타낸 결과이다.

Fig. 10은 데이터의 유효 확률에 따라 소요되는 RANSAC 알고리즘의 처리시간을 나타낸다. 투영변환과 2차 다항 변환에 대하여 Matlab 환경에서 테스트 모듈을 구현하여 시뮬레이션을 수행하였으며, 시스템 구현시 수 초 이내의 준 실시간 처리를 기대하기 위해서는 MATLAB 환경에서 20초 이내에 처리가 완료되어야 한다.

한편, 준 실시간 처리를 위하여 테스트 모듈의 처리 시간을 약 20초로 제한한다면, 투영변환을 사용할 경우 약 15%, 2차 다항 변환을 사용할 경우 약 30%의 유효한 데이터를 필요로 한다. 이 때 RANSAC 알고리즘의 최대 반복횟수는 약 4만 번으로 주어진다.

3) 정합 특성 및 정합율 분석

Fig. 11은 헤이시안 기준값에 따른 유효 정합점의 수

와 정합율을 나타낸다. SURF 정합 기준값의 범위를 0.5에서 0.8로 변경하면서 변화를 관찰하였다. 정합율은 각각의 SURF 정합 기준값에 의해 추출되는 정합점과 RANSAC에 의해 추출되는 유효 정합점의 비로 정의한다. Fig. 10에서는 RANSAC inlier로 구분하는 기준값을 0.25 픽셀부터 4픽셀까지 변화시켜 얻어지는 정합점 분포를 나타내었다. 변환 모델은 투영변환을 사용하였는데, 2차 다항변환에 의한 정합율도 유사함을 확인하였다. 정확한 정합율 분석을 위해 반복 횟수는 충분히 높게 사용되었다. 헤이시안 기준값이 증가할수록 추출되는 SURF 정합점의 수가 감소하므로 RANSAC 알고리즘에 의해 추출되는 유효 정합점의 수 역시 감소한다.

정합율은 헤이시안 기준값이 증가함에 따라 다소 증가하는 경향이 있으나 큰 차이를 보이지 않는다. 한편, SURF 정합 기준값이 작을수록 정합율은 증가하는데,

Fig. 11. Valid matching points and matching accuracy respect to the Hessian and SURF matching threshold SURF Matching Threshold: 0.5 (b)SURF Matching Threshold: 0.6 (c)SURF Matching Threshold: 0.7 (d)SURF Matching Threshold: 0.8.

Fig. 11. Continued.

이는 유클리디안 거리비가 작을수록 정합점으로 선택되는 입력 영상의 특징점과 기준 영상의 특징점들 간격의 유사성이 더욱 증가하기 때문이다.

RANSAC inlier 기준값이 1픽셀인 경우, 정합율은 SURF 정합 기준값 0.5와 0.6에서 30% 이상이고, 0.7 이상에서는 20% 이하로 감소하였다. 기준값이 0.5픽셀 이하인 경우에는 추출되는 유효 정합점의 수가 매우 작아지고, 모두 15% 이내의 정합율을 보인다. 이 경우 적절한 유효 정합점을 확보하기 위해 요구되는 RANSAC 최대 반복횟수가 증가하게 되어 효율성이 감소하게 된다. RANSAC 반복 횟수가 시스템에서 설정된 수치보다 커지게 되면 변환 모델 생성이 어려워질 가능성이 있다.

따라서 준 실시간 처리가 요구되는 경우, 0.5~0.6 정도의 SURF 정합 기준값을 사용하고 RANSAC inlier 기준값을 1픽셀 이상으로 설정하는 것이 적절한 선택이라고 할 수 있다. 반면 RANSAC inlier 기준값이 0.5 픽셀 이

하인 경우는 정합율이 크게 감소하고, 추출되는 유효 정합점의 수가 매우 작아져 비선형 왜곡을 포함하는 중저 해상도 SAR 영상의 정합 및 기하보정에는 적절하지 않다고 보여진다.

4) SAR 영상의 정합 및 기하보정 결과

두 영상간의 영상 정합도는 기준 영상의 화소에 대응되는 시험 영상에서의 화소에 대한 상대적 위치 정확도로 평가할 수 있다. 본 논문에서는 유효 정합점들의 잔차(residual) 계산을 수행한 후 정합점에서 각각의 방향에 대한 표준편차 값을 구하여 정확도를 측정하였다. 본 논문에서 제시된 순서대로 동일 지역에 대한 두 RADARSAT-1 위성 SAR 영상에 적용하였고 그 정합 결과를 Table 2에 정리하였다. 모든 실험은 헤이시안 기준값은 2000, SURF 정합 기준값은 0.5를 사용하였으며, RANSAC inlier 기준값은 1픽셀을 사용하여 유효 정합점을 추출하

Table 2. Matching Results between the Satellite SAR Images (Hessian threshold = 2000, SURF Matching threshold = 0.5, RANSAC Inlier threshold = 1[pixel])

Test No.	Input SAR Data	Reference SAR Data	SURF Interest Points	SURF Matched Points	RANSAC Inliers	Matching Accuracy [%]	Residuals sigma_x [pixel]	Residuals sigma_y [pixel]
#1	SGF (1998.07.09) Ascending	SGF (1998.08.12) Ascending	23164/ 24035	607	237	39.0	0.500	0.433
#2	SCN (1998.08.23) Descending, ROI	SSG (1999.07.25) Descending	2000/ 11865	57	17	29.8	0.346	0.443
#3	SSG (1997.11.11) Ascending	SSG (1009.08.16) Ascending	25982/ 30533	98	20	20.4	0.360	0.436
#4	SCN (1998.08.23) Descending, ROI	SGF (1998.08.12) Ascending	6709/ 24035	8	-	-	-	-

Fig. 12. Matching process of satellite SAR images (a) Extracted matched points using SURF matching threshold (b) Extracted valid matching points using RANSAC algorithm.

였다.

Table 2에서 볼 수 있듯이, #1~#3의 사례에서는 모두 정합점을 추출하여 영상을 보정할수 있었지만, #4 사례에서는 매우 적은 수의 정합점이 추출되었고 그 결과 적절한 영상 보정을 수행하기 어려웠다. #4 사례에서 일부

해안 영역에서는 적절한 정합점들이 추출되었으나, 산악 지형에 대해서는 획득 영상의 위성 궤도 방향이 서로 달라 전혀 다른 위치들이 선택되었다. 이는 SURF 알고리즘의 한계라기 보다는 저해상도의 SAR 영상에서 목표물의 구분이 명확하지 않는 경우에 발생하는 불가피

Fig. 13. Result of the fusion of the two matched SAR images.

한 경우라고 판단된다.

Fig. 12는 기하보정이 수행된 SSG 제품을 기준영상으로 하고 SCN 제품 영상을 시험 영상으로 취하여 정합 및 기하보정을 수행하는 과정에서 추출된 정합점들의 분포를 보여준다. Fig. 12(a)에서 SURF 정합점은 57개, Fig. 12(b)에서 RANSAC 기법에 의해 추출된 유효 정합점은 17개이며 계산된 정합율은 30%였다. 또한, 잔차 계산에 의한 정합 성능은 0.5 픽셀 이하였다.

Fig. 13은 SURF 기법에 의한 정합 특성을 파악하기 위해 사용된 두 개의 SGF 제품에 대한 정합 영상을 나타낸다. 추출된 SURF 정합점은 607개, RANSAC 기법에 의해 추출된 유효 정합점은 237개이며 39%의 정합율을 보인다. 두 영상은 알파블렌딩 기법을 사용하여 합성되었으며, 확대 영상을 통해 적절한 영상 정합이 수행되었음

Fig. 14. SURF matching results of satellite SAR images of opposite orbit directions (a) Extracted matched points by using SURF matching threshold (b) Extracted valid matching points using RANSAC algorithm.

을 확인할 수 있다.

정합점들의 위치를 살펴보면, SAR 영상에서 윤곽 및 특징이 확실히 드러나는 해안 및 호수 영역뿐만 아니라 산악지역을 포함하여 영상의 전체 영역에 유효 정합점이 골고루 분포함을 확인할 수 있다. SGF, SCN, SSG 영상의 종류에 따라 확보되는 유효 정합점의 숫자는 큰 차이를 보였다. 추출되는 정합점의 수는 영상의 특성 및 헤이시안 기준값에 의해 결정되므로 영상에 따라서 적절한 수의 정합점을 확보할 수 있도록 헤이시안 기준값이 조정될 필요가 있다고 할 수 있다.

한편, Fig. 14는 1998년 8월 12일에 획득한 SGF 영상과 8월 23일에 획득한 SCN 영상의 일부 영역과의 정합을 시도한 결과이며, 위성의 궤도 방향은 서로 다르다. SURF 정합점들을 살펴보면 일부 해안 영역에서는 적절한 정합점들을 추출하였으나, 산악 지형에 대해서는 전혀 다른 위치들이 선택되어 영상의 정합은 실패하였다. 이는 영상 획득시의 위성 궤도 방향이 서로 달라 산악 지형에서 능선이 형태가 전혀 다르게 나타나기 때문이며, 따라서 SAR 영상의 정합에서 위성의 궤도 방향은 매우 중요한 요소임을 알 수 있다.

4. 결론

본 논문에서는 SURF 기법을 활용하여 위성 SAR 영상의 정합 및 기하보정을 수행하였으며, SURF 기법을 활용하기 위한 적절한 입력 변수를 제시하였다. SURF 기법에 의해 추출되는 정합점의 수는 헤이시안 기준값이 감소함에 따라 증가하게 되지만, 처리 시간 역시 증가하므로 영상에 따라 적절한 값을 선택하는 것이 매우 중요함을 확인할 수 있었다. 정확도를 높이기 위해 정합점의 데이터 유효 확률이 증가하면 RANSAC 알고리즘에 요구되는 연산의 최대 반복 횟수 및 처리 시간이 증가한다. 이러한 SURF 입력 변수들은 영상에 따라 다르게 결정되어야 하는데 이는 영상의 해상도 및 대상 지역의 지형적 특성에 의해 결정된다. 중저해상도의 SAR에서는 오차가 발생할 가능성이 높아지기 때문에 처리 시간이 증가하더라도 정확도를 높이는 것이 바람직하다.

준 실시간 처리를 수행할 수 있는 적절한 변환 모델을 확보하기 위해서는 SURF 기법에 의해 추출되는 정합점

의 정합율이 기준치 이상 확보되어야 한다. 본 논문의 RADARSAT-1 영상에 적용된 SURF 알고리즘은 정합점의 변환 모델에 따라 15%에서 30%의 정합율을 필요로 한다. SURF 정합 기준값으로는 0.5~0.6 범위를 선택하고 RANSAC inlier 기준값은 1픽셀 이상으로 설정하면 적절한 변환모델을 생성할 수 있음을 확인하였다. 한편, RANSAC inlier 기준값이 0.5 픽셀 이하인 경우는 정합율이 크게 감소하고, 추출되는 유효 정합점의 수가 매우 작아져 비선형 왜곡을 포함하는 중저해상도 위성 SAR 영상의 정합 및 기하보정에는 적절하지 않다고 판단된다. 이 경우에는 영상의 분할 기법 등 추가적인 알고리즘 적용을 고려해야 할 것이다. 본 논문에서 제시한 SURF 기반 영상 정합은 향후 고해상도의 SAR 영상에 적용할 경우 대상 식별이 용이해져 추출되는 특징점이 증가하고 이에 따라 정합율 역시 향상될 것으로 기대된다. 특히 영상 정합 및 변화탐지 분야에서 활용 가치가 높아질 것으로 기대되는데, 재난이나 군사 작전과 같은 급박한 상황에서 요구되는 신속한 실시간 변화탐지 분야에서 유용하게 활용될 수 있을 것이다.

사사

이 연구는 한국항공우주연구원이 주관하는 “고해상도 SAR 영상을 이용한 미세 변화탐지 알고리즘 개발” 위탁과제의 지원으로 수행되었습니다.

References

- Bay, H., T. Tuytelaars, and L.V. Gool, 2006. Surf: Speeded up robust features, *Proc. of 2009 European Conference on Computer Vision*, Graz, Austria, May 7-13, Vol. 3951, pp. 404-417.
- Fischler, M.A. and R.C Bolles, 1981. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography, *Communications of the ACM*, Vol.24 pp.381-395.

- Han, Y., 2013. *Automatic image-to-image registration between high-resolution multi-sensor satellite data in urban areas*, Doctorate thesis, Seoul University
- Han, Y., Y. Byun, T. Chae, and Y. Kim, 2011. Automatic Registration between KOMPSAT-2 and TerraSAR-X Images, *Journal of the Korean Society of Surveying Geodesy Photogrammetry and Cartography*, 39: 667-675
- Harris, C. and M. Stephens, 1988. A Combined Corner and Edge Detector, *Proc. of Fourth Alvey Vision Conf.*, pp. 147-151.
- Jensen, J., D. Cowen, W. Narumalani, O. Weatherbee, and J. Althausen, 1993. An Evaluation of Coast Watch Change Detection Protocol in South Carolina, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 59: 1039-1046.
- Kang, S.C., I. Whoang, and K.N. Choi, 2009. A Scheme for Matching Satellite Images Using SIFT., *Korean Society for Internet Information*, 10: 13-23.
- Lee, K.S., D. Kim, S. Rho, and E. Hwang, 2012. Improving Matching Performance of SURF Using Color and Relative Position, *The Journal of Korea Navigation Institute*, 16: 394-400.
- Lindeberg, T. 1998. Feature detection with automatic scale selection, *International Journal of Computer Vision*, 30: 79-116.
- Liu, R. and Y. Wang, 2009. SAR Image Matching based on Speeded Up Robust Feature, *Proc. of Global Congress on Intelligent Systems*, Xiamen, 19-21 May, Vol.4, pp.518-522.
- Lowe, D. 2004. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, *International Journal of Computer Vision*, 60: 91-110.
- Mikolajczyk, K. and C. Schmid, 2001. Indexing based on scale invariant interest points, *Proc. of International Conference Computer Vision*, Vancouver, BC, Vol.1, pp.525-531.
- Pritt, M.D. and K.J. LaTourette, 2011. Automated Registration of Synthetic Aperture Radar Imagery to LiDAR, *Proc. of Applied Imagery Pattern Recognition Workshop (AIPR)2010 IEEE 39th*, Washington, DC, 13-15 Oct. pp. 1-6
- Schwind, P., S. Suri, P. Reinartz, and A. Seibert, 2010. Applicability of the SIFT operator to geometric SAR image registration, *International Journal of Remote Sensing*, 20 April, 31: 1959-1980.
- Shi, J. and C. Tomasi, 1994. Good features to track, *Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) '94, 1994 IEEE Computer Society Conference on*, Seattle, WA, 21-23 Jun, pp 593-600.
- Tian, X. and C. Wang, 2011. Extraction of object features from high resolution SAR images based on SURF features, *Proc. of International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Vancouver, BC, 24-29 July, pp. 1802-1805.
- Vidyadharan, V. and S. Surendran, 2012. Automatic Image Registration using SIFT-NCC, *Proc. of Special Issue of International Journal of Computer Applications on Advanced Computing and Communication Technologies for HPC Applications*, Tamilnadu, India, June, pp.29-32.
- Wessel, B., M. Huber, and A. Roth, 2007. Automatic image-to-image registration of near real-time SAR images, *Proc. of (CD-ROM) Envisat symposium 2007*, Montreux, Switzerland, 23-27 April.
- Yoo, S.H., 2011. *Analysis of registration methodologies using high resolution SAR imagery*, Master's Thesis, Yonsei University.