

# 변화지역 탐지를 위한 시계열 KOMPSAT-2 다중분광 영상의 MAD 기반 상대복사 보정에 관한 연구

염종민<sup>1</sup> · 김현옥<sup>1\*</sup> · 윤보열<sup>1</sup>

## A Study on Object Based Image Analysis Methods for Land Use and Land Cover Classification in Agricultural Areas

Jong-Min YEON<sup>1</sup> · Hyun-Ok KIM<sup>1\*</sup> · Bo-Yeol YOON<sup>1</sup>

### 요 약

원격탐사 방법을 활용한 변화지역 탐지, 재난재해 지도 작성, 작황 모니터링 등 다중시기의 위성영상을 활용한 결과를 도출하기 위해서는 시계열 영상 정보를 서로 비교할 수 있는 공통의 스케일로 정규화 하는 것이 필요하다. 다중시기 영상에 대한 정규화 방법은 절대복사보정과 상대복사 보정으로 나눌 수 있으며, 본 연구에서는 상대복사 보정을 통한 시계열 위성영상처리 기법을 다루고자 한다. 2011년 3월 해일 피해가 발생했던 일본 센다이 지역을 연구대상지로 선정하였고, KOMPSAT-2 다중분광영상을 이용한 사고 전, 후의 피해지역 탐지에 있어 상대복사 보정의 실효성을 분석하였다. 다양한 상대복사 보정 기법 중에서 정준상관분석을 통해 PIFs(Pseudo Invariant Features) 지역을 자동으로 추출하는 MAD(Multivariate Alteration Detection) 기법을 적용하였다. 본 사례연구 분석결과 MAD 방식에 의한 자동 PIFs 지역의 추출은 비교적 높은 정확도 수준에서 이루어짐을 확인할 수 있었으며, 상대복사 보정된 시계열 위성영상을 사용함으로써 변화지역 자동탐지의 신뢰수준을 높일 수 있는 것으로 나타났다.

주요어 : Multivariate Alteration Detection (MAD), 상대복사 보정, 다목적실용위성 2호, 변화탐지, 재난/재해지역

### ABSTRACT

It is necessary to normalize spectral image values derived from multi-temporal satellite data to a common scale in order to apply remote sensing methods for change detection, disaster mapping, crop monitoring and etc. There are two main approaches:

2012년 6월 12일 접수 Received on June 12, 2012 / 2012년 8월 14일 수정 Revised on August 14, 2012 / 2012년 9월 5일 심사완료 Accepted on September 5, 2012.

<sup>1</sup> 한국항공우주연구원 위성정보연구센터 Satellite Information Research Center, Korea Aerospace Research Institute

\* Corresponding Author E-mail : hokim@kari.re.kr

absolute radiometric normalization and relative radiometric normalization. This study focuses on the multi-temporal satellite image processing by the use of relative radiometric normalization. Three scenes of KOMPSAT-2 imagery were processed using the Multivariate Alteration Detection(MAD) method, which has a particular advantage of selecting PIFs(Pseudo Invariant Features) automatically by canonical correlation analysis. The scenes were then applied to detect disaster areas over Sendai, Japan, which was hit by a tsunami on 11 March 2011. The case study showed that the automatic extraction of changed areas after the tsunami using relatively normalized satellite data via the MAD method was done within a high accuracy level. In addition, the relative normalization of multi-temporal satellite imagery produced better results to rapidly map disaster-affected areas with an increased confidence level.

**KEYWORDS** : *Multivariate Alteration Detection, Relative Radiometric Normalization, KOMPSAT-2, Change Detection, Disaster Areas*

## 서 론

전 지구 차원의 기후변화 연구는 물론 시, 군, 구 단위의 토지이용/토지피복 변화 탐지까지 위성정보의 활용영역은 다양한 해상도 및 다중분광 센서의 개발과 함께 빠른 속도로 확대되고 있다. 지구관측 목적으로 일반적으로 많이 사용되는 광학위성 영상은 간접적인 방식으로 지표면에 대한 정보를 얻는다. 즉, 태양의 전자기파에너지가 대기층과 지표면에서 반사, 복사, 투과, 굴절 등의 반응 후 최종적으로 인공위성 센서에 탐지되는 값이므로 촬영 당시의 관측조건이나 대기의 영향을 많이 받는다. 따라서, 지표면 고유의 특성을 반영하는 분광정보를 얻기 위해서는 기하보정, 대기 효과 보정 등의 전처리 과정이 필요하다. 분광값과 관련된 영상의 전처리 과정은 영상의 DN(Digital Number) 값에서 대기 상단의 물리 복사량으로 변환하는 과정, 대기상단의 물리 복사량을 실제 지표면의 분광값으로 변환하는 대기보정 과정, 그리고 위성의 위치와 태양고도에 따라 조금씩 달라질 수 있는 지표 반사도를 보정하는 방향성 보정의 세 개 과정으로 크게 나눌 수 있다. 이러한 위성영상의 전처리를 위해서는 복잡한 분광 및 물리모델

을 사용하여야 하므로 영상에 대한 깊은 이해가 없는 경우 처리가 어렵기 때문에 전처리 과정을 생략하고 위성 자료를 활용하는 경우도 종종 볼 수 있다. 하지만 전처리과정이 생략된 위성영상에서 얻어진 지표면 정보는 오차요소를 포함하고 있기 때문에 최종 결과물에 대한 신뢰도를 낮추게 된다. 특히, 농업 관련 작황 모니터링이나 재해재난 발생지역의 변화탐지와 같이 다중시기에 촬영된 시계열 영상을 분석하는 경우라면 각 촬영시점의 기상이나 대기상태, 위성의 위치와 태양고도에 따른 영향요인을 제거해 주는 것이 꼭 필요하다(염종민 등, 2008; 이가람 등, 2008; 염종민 등, 2010).

변화탐지를 위한 시계열 위성영상의 활용은 크게 영상 대 영상 비교(Image-to-Image comparison) 방법과 지도 대 지도 비교(Map-to-Map comparison) 방법으로 구분할 수 있다. 영상 대 영상 방법은 시점이 다른 원영상의 분광정보 또는 거기서 산출된 지수를 이용하여 비교분석을 하는 것이고 지도 대 지도 방법은 토지피복도와 같이 각각의 영상을 분류하여 얻어진 주제도를 비교하는 것이다. 영상 대 영상 방법은 동일 토지이용/토지피복 항목 내의 변화 유형이나 정도에 대한 상세한 파악이 가능하다는 장점이 있으나 화

소별 분광정보의 변화가 대기의 영향이나 방향성 효과에 의해서 왜곡을 받을 수 있기 때문에 실제 지표 특성의 변화를 찾아내는 것이 쉽지 않다(Singh, 1989; Roujean *et al.*, 1992; Kam, 1995). 따라서 이러한 왜곡현상을 최소화하기 위해서는 시계열 영상의 분광 특성을 서로 비교 가능하도록 하는 전처리 과정이 중요하다. 본 연구에서는 전처리 과정 중 특히 광학영상에서 영향을 많이 받는 반사도 정규화(Reflectance Normalization)를 중심으로 살펴보고자 한다.

반사도 정규화는 크게 절대복사보정(Absolute Radiometric Normalization)과 상대복사 보정(Relative Radiometric Normalization)으로 나눌 수 있다. 절대복사 보정은 일반적으로 복사전달모델(Radiative Transfer Model)을 이용하여 대기 모수화 과정을 통해 실제 지표면에서의 물리량을 추정하는 방법이다(Vermote *et al.*, 1997). 절대복사보정을 통해 얻어진 지표면 산출값은 물리적인 의미를 갖는 값으로써 지표면의 복사 에너지 수치 및 기상, 기후 수치모델 입력자료 등으로 활용이 가능하다. 정확한 지표면 반사도 또는 복사량을 추정하기 위해서는 복사전달모델의 정확도 향상이 필요하고, 무엇보다도 촬영 당시 대기의 특성을 잘 반영 할 수 있는 정확한 대기 입력자료를 확보하는 것이 중요하다. 하지만, 위성촬영 시점과 근접한 대기관측 자료를 구하는 것이 현실적으로 어렵고, 설사 실측 데이터가 있다 하더라도 개별 관측소 단위로 얻어진 데이터일 경우가 많기 때문에 이러한 포인트 데이터에 기반하여 위성영상 전체 지역으로 내삽 혹은 외삽 처리하여 새로운 데이터를 생성하는 것도 정확도 확보 측면에서 무리가 있다. 그에 반해 상대복사 보정은 참조가 되는 영상을 정하고 그 영상에서 나타나는 지표의 분광특성에 맞추어 나머지 영상의 반사도 또는 DN값을 변환함으로써 다중시기의 영상을 비교 분석하는 것이다. 상대복사 보정은 복잡한 대기 전달 모수화 과정을 필요로 하지는 않지만, 상대복사

보정된 분광값이 직접적으로 물리적 의미를 갖지는 않기 때문에 지표 물리량 기반 변화탐지 분석에 있어 다소의 제약이 따를 수 있다. 하지만 상대보정의 장점이자 주요 목적은 다중시기 영상에 대하여 상대적인 변화율을 추적, 보정함으로써 변화지역을 신속하고 쉽게 파악할 수 있다는데 있다. 일반적으로 상대복사 보정은 도로나 콘크리트 포장면과 같이 시간에 따른 변화율이 낮은 인공지물의 반사 특성이 시계열 영상에서 동일하게 나타나야 하고, 이러한 지역의 반사도가 시계열 영상에서 다르게 나타나는 유형은 대기효과 때문에 선행적으로 이루어진다고 가정한다.

일반적으로 변화탐지 연구에서 가장 많이 활용되는 영상 대 영상 방법은 시계열 영상 간의 차 연산이다. 연산 결과, 분광값의 차이가 크면 변화 확률이 높은 지역으로 차이값이 작으면 변화 확률이 낮은 지역으로 볼 수 있다. 하지만 이러한 비교 분석을 위해서는 분광값의 변화 정도에 대한 스케일 변환, 즉 정규화가 전제되어야 하고, 절대복사보정이나 상대복사 보정은 이러한 측면에서 다중시기의 영상을 비교할 때 의미 있는 정보를 도출하기 위하여 공통 값(Common Value)으로 변환하는 과정이라고 할 수 있다.

본 연구에서는 인공위성영상을 이용한 신속한 변화탐지가 요구되는 재난재해 발생지역의 파악 및 피해규모 산정 시 상대복사 보정의 효용성과 한계점을 MAD 방법을 중심으로 검토해 보고자 한다. 일반적으로 상대복사 보정을 수행하기 위해서는 무엇보다 변화특성이 없는 PIFs(Pseudo Invariant Features) 선정이 중요하다. MAD기반 상대복사 보정은 연구자 주관에 의해서 결정되었던 PIFs 지역을 다변량 통계기법을 이용하여 자동으로 선정하는 방식이다. 기존 상대복사 보정의 경우 연구자의 주관에 의하여 PIFs를 결정하게 됨에 따라 선정 시간이 오래 걸리고 주관적인 결과를 초래 할 수 있다는 단점이 있었다. 본 연구에서는 재난지역에 대한 사례연구에 기반하여 MAD 기반 상대복사 보정의 고해상도

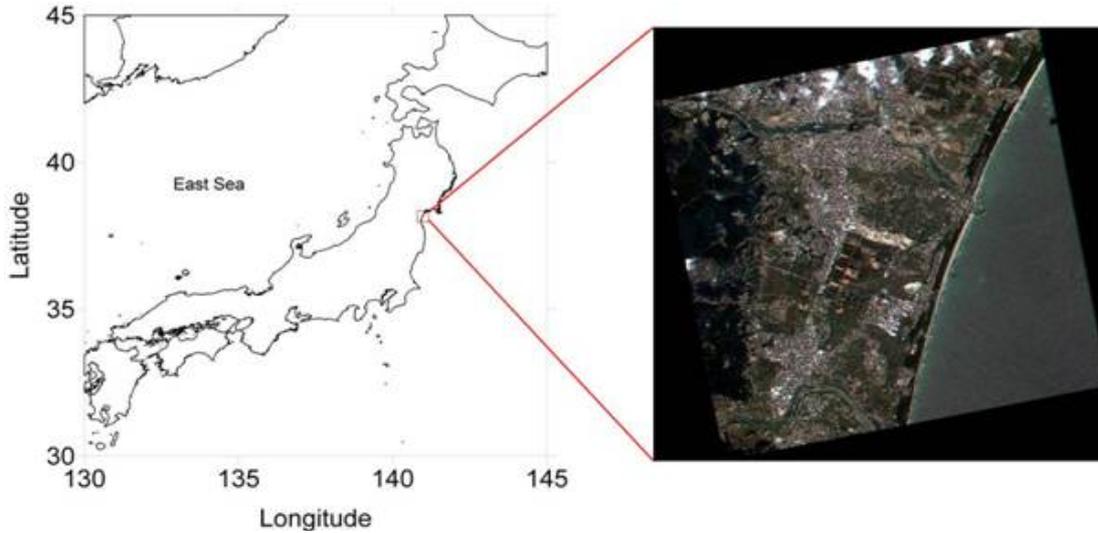


FIGURE 1. 사례연구지역

다목적실용위성에 대한 활용 가능성을 다루고자 한다. 지금까지 KOMPSAT-2 다중분광영상에 대한 상대복사 보정을 시도한 사례가 없었으므로 본 연구의 의의는 처음으로 MAD 상대복사 보정방법을 다목적실용위성에 적용해 보고 활용가능성 및 한계점을 도출하는데 있다고 하겠다. MAD 기반 상대복사 보정에 대한 구체적인 내용은 다음 절에 서술하였다.

## 연구방법

### 1. 연구대상지 및 사용된 위성영상자료

2011년 3월 11일 일본 센다이 동쪽 179km 해역에서 발생한 규모 9.0의 지진으로 일본 동북부 지역에 해일이 발생하여 도시가 물에 잠겼고, 추가 여진으로 인한 시설물 파괴 및 대규모 인명과 재산 피해가 속출하였다. 특히, 센다이 해안 주변은 중심 피해지역으로 해일 발생 전후의 뚜렷한 토지피복 변화를 볼 수 있는 곳이다. 따라서 본 연구에서는 센다이 해안가 일대를 연구 대상지로 하여 상대복사 보정을 통한 신속하고 정확한 변화지역 탐지 가능성을 살펴보고자 하였다(그림 1). 사례연구를 위하여 사용된 위성영상 자료는 2008년 6

월 19일과 2011년 3월 17일, 2012년 3월 14일 촬영되었으며, 4m 공간해상도의 KOMPSAT-2 다중분광 영상이다(그림 2). 구체적인 시스템 특성은 표 1과 같다.

### 2. 연구방법

상대복사 보정은 실제 위성고도에서 관측된 물리량과 복사전달모델을 이용하여 지표면 또는 목표 지점에서의 물리량을 추정하는 절대복사보정과 달리, 위성 고도에서 관측된 DN값만을 이용한다. 따라서, 상대복사 보정에서 가장 중요한 부분은 시간에 따른 지표면의 반사도 변화가 거의 없는 지역 즉, PIFs를 선정하는 것이다. 그리고 이러한 지역에서 지표면의 반사율은 대기효과에 의해서 선형적으로 변화한다고 가정하고 상대복사 보정을 수행한다. 하지만, 기존의 상대복사 보정은 PIFs 지역을 연구자가 임의로 선택하도록 되어 있어 PIFs 지역 선정에 소요되는 시간이 길고, 주관적인 결과를 초래한다는 단점을 가지고 있었다 (Schott *et al.*, 1988; Hall *et al.*, 1991; Schroeder *et al.*, 2006). MAD 기반의 상대복사 보정기법은 정준상관분석을 이용하여 통

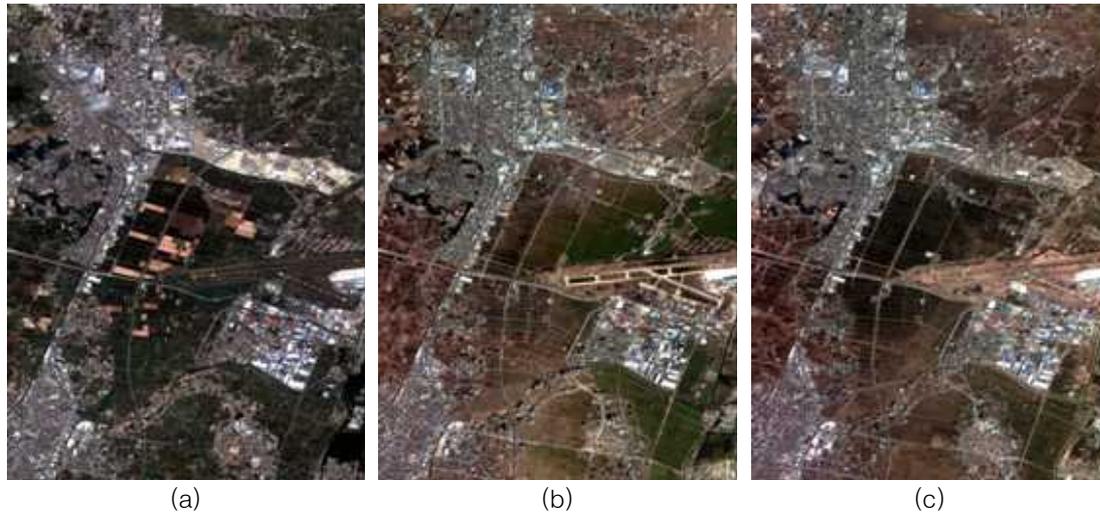


FIGURE 2. 연구에 사용된 KOMPSAT-2 영상자료: 2008년 6월 19일(a), 2011년 3월 17일(b), 2012년 3월 14일(c)

TABLE 1. KOMPSAT-2의 시스템 특성

공간해상도	4m
분광밴드 (4 밴드)	MS1 (Green) : 520-600nm
	MS2 (Blue) : 450-520nm
	MS3 (NIR) : 760-900nm
	MS4 (Red) : 630-690nm
관측범위	15 km $\pm$ 2%

계적으로 PIFs 지역을 자동으로 추출한다는 데 가장 큰 장점이 있다(Nielsen *et al.*, 1998; Nielsen, 2007). 따라서, 본 연구에서는 다중 시기 KOMPSAT-2 다중분광영상에 대한 상대복사 보정을 위해 MAD 방법을 적용함으로써 신속한 데이터처리를 통해 재난/재해 지역 탐지에 보다 효율적으로 영상정보가 활용될 수 있는지를 검토해 보고자 하였다. 또한 지금까지 MAD 상대복사 보정기법을 KOMPSAT-2 영상에 적용한 사례가 없었기 때문에 시범연구로서의 의의가 있다고 하겠다.

촬영일이 다른 세 개 영상에 대하여 영상 정합(image matching)과 해양지역에 대한 마스킹 처리를 하였다. 영상 정합을 위해서 먼저 KOMPSAT-2의 RPC(Rational Polynomial Coefficient) 값을 이용하여 기하 보정을 수행

하였고, 최근린 내삽법(nearest neighbor resampling)을 적용하여 참조영상(2008년 6월 17일)을 기준으로 다른 시기의 영상들을 재배열함으로써 영상 간의 위치 정확도를 높였다. 이렇게 재배열된 영상간 RMS(Root Mean Square)는 0.5 화소 이내이다.

MAD을 이용한 상대복사 보정은 정준상관분석(Canonical Correlation Analysis: CCA)에 기초한다(Hotelling, 1936; 성운현, 1997; Nielsen, 2007). 정준상관분석은 종속 변수집단과 독립변수집단, 즉 다변량 변수 집단 사이의 상관구조가 높은 변수들의 선형결합을 찾는 것으로, N개 채널을 가지고 있는 서로 다른 시기의 영상에 대한 확률 벡터를 F와 G로 두면, 다음과 같은 선형 결합 형태로 표현할 수 있다(식 1, 식 2).

$$U = a^T F = a_1 F_1 + a_2 F_2 \cdots a_N F_N \quad (1)$$

$$V = b^T G = b_1 G_1 + b_2 G_2 \cdots b_N G_N \quad (2)$$

여기서, 상관관계를 최대화 시키는 계수벡터  $a$ 와  $b$ 를 정준계수벡터라 하고, 구해진 정준계수를 선형결합계수로 사용한  $U$ 와  $V$ 를 정준변수라고 한다. 척도의 불변성(Scale Invariance) 이 있기 때문에 일반적으로 다음과 같이 가정할 수 있다.

$$E\{U\} = E\{V\} = 0 \quad \text{Var}(U) = \text{Var}(V) = 1$$

정준상관 계수를 최대화하면서 단위분상을 갖는 상관계수는 다음과 같은 식 (3)으로 풀 수 있다.

$$\rho = \text{Corr}(U, V) = \frac{\text{Cov}(U, V)}{\sqrt{\text{Var}(U)\text{Var}(V)}} \quad (3)$$

여기서  $\rho$  값은 상관계수를 나타낸다. 그리고  $N$  차원 확률벡터  $F$ 와  $G$ 의 분산 · 공분산행렬이 다음과 같을 때,

$$\begin{pmatrix} \sum_{ff} & \sum_{fg} \\ \sum_{gf} & \sum_{gg} \end{pmatrix}$$

다음과 같은 식이 완성된다(식 4).

$$\begin{aligned} \text{Var}(U) &= a^T \sum_{ff} a, \quad \text{Var}(V) \\ &= b^T \sum_{gg} b, \quad \text{Cov}(U, V) = a^T \sum_{fg} b \end{aligned} \quad (4)$$

따라서,  $U$ 와  $V$  사이의 상관계수를 최대화 시키는 정준계수벡터  $N$  차원 계수 벡터  $a, b$ 를 최종적으로 구할 수 있다. 일반적으로 정준상관분석에서 가장 상관도가 높게 나타나는 첫번째 정준변수 짝은 두번째 정준변량은 서로 직교하므로 정준상관계수는 총  $N$ 개가 산출될 수 있다.

정준상관분석으로부터 산출된 정준상관계수를 이용하여 두 다변량 변수에 차(상관도에 대해 역순으로), 즉 MAD를 다음과 같이 정의

할 수 있다(식 5).

$$MAD_i = U_i - V_i = a_i^T F - b_i^T G, \quad (5)$$

$$i = 1 \cdots N$$

MAD 각 성분에 대한 공분산은 직교하기 때문에 다음과 같은 성질을 가진다.

$$\text{Cov}(M_i, M_j) = 0, \quad i \neq j$$

정준상관도가 낮은 순으로 정렬된 MAD 분산 값은 차원이 높아질수록 낮은 값을 가지게 된다(식 6).

$$\text{Var}(M_i) = \sigma_{M_i}^2 = 2(1 - \rho_{N-i+1}) \quad (6)$$

MAD 첫번째 성분은 가장 높은 변화 정보 값을 가지며, 나머지 성분들과 통계적으로 직교하는 성질을 가진다. MAD 기법의 장점은 원 영상 선형 변화에서는 그 값이 변화하지 않는다는 것에 있다. 다중시기 영상에서 나타나는 선형적 특성 이외 변화가 없는 지역 선정을 위한 표준화된 MAD 값은 다음과 같이 산출하였다(식 7).

$$\sum_{i=1}^N \left( \frac{MAD_i}{\sigma_{MAD_i}} \right)^2 < t \quad (7)$$

여기서  $t$ 는 결정 경계값이다. 비변화 지역에 대한 가정하에서 MAD 분산으로 나뉜 표준화된 MAD 값은 대략적으로  $N$  자유도를 가지는 카이검정 제곱 분포를 가진다. 따라서 변화가 없는 지역에 대한 확률적 통계가 신뢰도 95% 이상한 지점을 PIFs 지역으로 선정하였다. 다시 말해서, PIFs 지역으로 선정된 화소들은 다중시기 변화 특성 중 선형적 변화 특성이 가장 큰 지역, 즉 선형변화를 제외하고는 변화가 없는 지역이 된다. 최종적으로 선정된 PIFs의 화소 값은 다중시기 영상 상대복사 보정을 위한 계수 산출 값으로 활용 된다. 선정된 PIFs을 이용한 선형계수 산출을 위해 Ordinary least squares(OLS) 회귀 분석을

이용하였다(Yang and Lo, 2000). MAD방법에 대한 보다 구체적인 내용은 기존 연구들에서 찾아볼 수 있다(Nielsen *et al.*, 1998; Canty *et al.*, 2004; Canty and Nielsen, 2006; Nielsen, 2007; Canty and Nielsen, 2008; Nielsen, 2011).

## 분석결과 및 고찰

### 1. MAD 방법을 이용한 상대복사 보정 결과

일본 센다이 지역을 촬영한 2008년 6월, 2011년 3월, 2012년 3월 영상에 대하여

MAD 상대복사 보정을 적용하여 DN값의 정규화를 수행하였다. 참조 영상으로 해일 발생 이전에 촬영된 2008년 영상을 사용하였고, 목표 영상, 즉 정규화가 수행되는 영상으로 2011년 3월과 2012년 3월 영상을 사용하였다.

먼저 2008년 해일 발생 이전 영상과 2011년 해일 발생 직후 영상에 대해서 MAD 방법을 적용하여 95%의 신뢰도를 가지는 총 7327개 PIFs 화소를 추출하였다. 전체 화소의 2/3에 해당하는 4884개 화소는 상대복사 보정, 즉 정규화 선형 계수 산출을 위한 Training Data Set으로 사용하고, 나머지

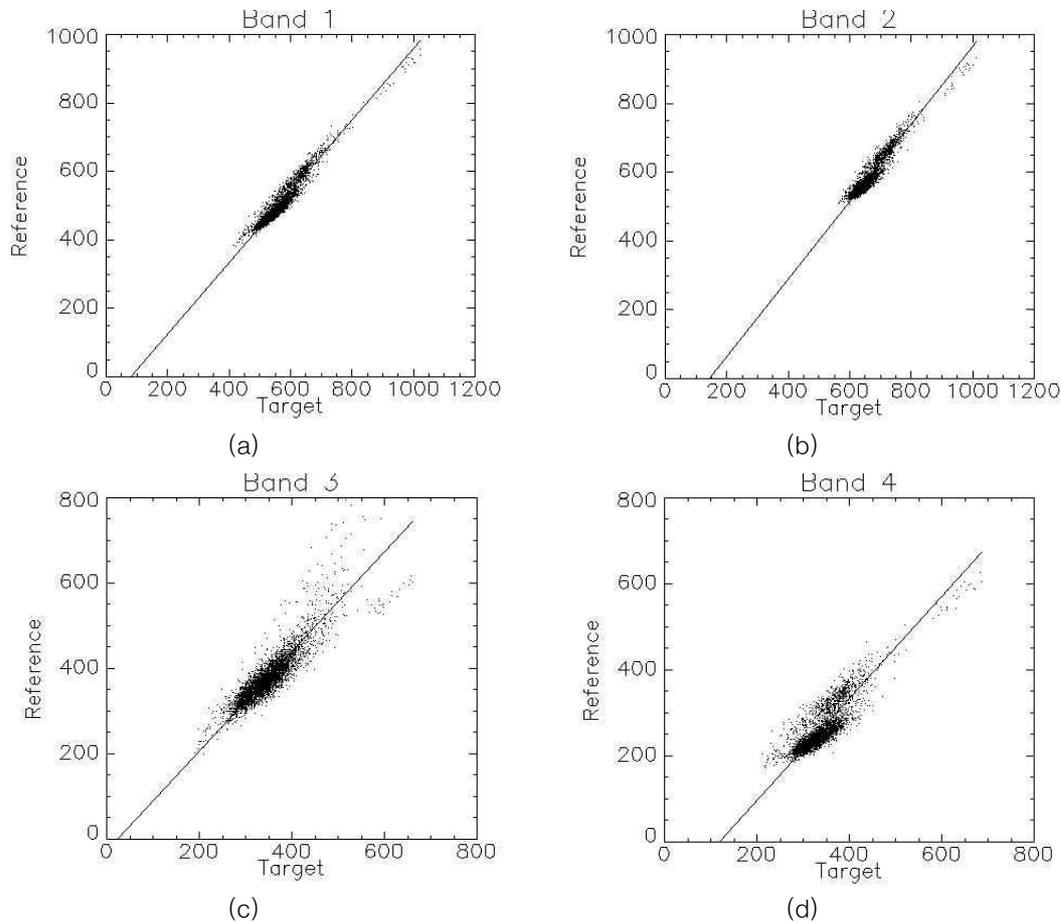


FIGURE 3. 2008년 (Reference)과 2011년 (Target) 영상에 MAD 기법을 적용하여 선정된 PIFs 지역의 밴드별 산점도; (a) 1번 밴드(Green), (b) 2번 밴드(Blue), (c) 3번 밴드(NIR), (d) 4번 밴드(Red)

TABLE 2. 2008년과 2011년 영상을 MAD 방법으로 보정하여 산출된 통계값

Band	Intercept	Slope	R	RMSE
1	-85.2009	1.0429	0.9622	10.8281
2	-165.4316	1.1314	0.9500	10.3302
3	-28.2655	1.1695	0.8853	17.8293
4	-145.5197	1.1951	0.8569	16.8190

1/3에 해당하는 2443개 화소는 산출된 상대복사 보정 선형계수의 검증을 위한 Test Data Set으로 사용하였다. 그림 3은 MAD 방법 기반으로 산출된 PIFs 지역 중 각 밴드별 참조(Reference) 영상과 목표(Target) 영상에 대한 산점도를 나타낸 것으로 PIFs 지역에서 시계열적 선형성이 뚜렷하게 나타나는 것을 볼 수 있다. 특히 Blue와 Green 밴드에서 높은 상관도를 보이고, Red 밴드에서 다소 낮은 상관도를 보이지만 전체적으로 높은 상관도를 나타낸다. 따라서, PIFs 지역의 자동 추출이 적절히 수행되었다고 볼 수 있다.

표 2는 2008년과 2011년 MAD 방법으로 산출된 PIFs 테스트 자료에 대한 밴드별 통계값을 나타낸다. 그림 3의 산점도에서 높은 상관성을 보여주었던 것과 마찬가지로 상관계수가 모두 0.85 이상의 높은 값을 나타낸다. 이를 통해서 다중시기 KOMPSAT-2 영상을 상대복사 보정하는데 있어 MAD 방법을 적용

하여 PIFs 지역을 자동으로 추출하는 것이 가능하다는 것을 확인할 수 있었다.

동일한 방법으로 2008년 영상을 참조영상으로 하여 2012년 영상을 상대복사 보정하였다. 95% 신뢰도를 바탕으로 추출된 총 7283개 PIFs 화소 중 4855 지점을 Training Data Set으로 활용하고, 나머지 2428 지점을 검증을 위한 Test Data Set으로 사용하였다. 그림 4는 2008년(Reference)과 2012년(Target) Test Data Set에 대한 PIFs 산점도를 나타낸다. 2008년과 2011년 영상에 대한 MAD 적용결과와 유사하게 Blue와 Green 밴드에서 상관도가 높게 나타나고 Red 밴드에서 상대적으로 높은 분산을 보인다.

표 3에서 볼 수 있듯이 Blue와 Green 밴드에서 상관계수가 가장 높고 NIR에서 다소 낮게 나타난다. 전체적으로 상관도는 높다고 볼 수 있으며, 이는 2008년과 2011년 영상의 상대복사 보정 결과와 비슷한 경향을 나타낸다.

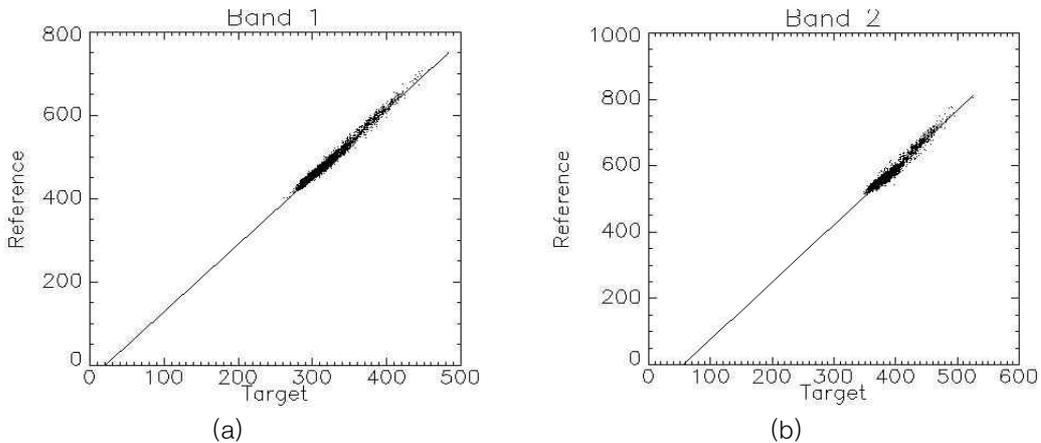


FIGURE 4. 2008년 (Reference)과 2012년 (Target) 영상에 MAD 기법을 적용하여 선정된 PIFs 지역의 밴드별 산점도; (a) 1번 밴드(Green), (b) 2번 밴드(Blue), (c) 3번 밴드(NIR), (d) 4번 밴드(Red)

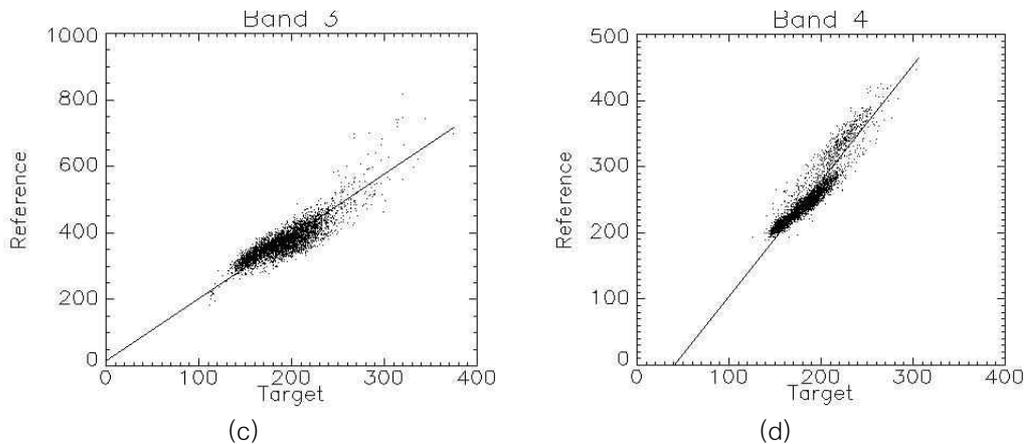


FIGURE 4. 계속

TABLE 3. 2008년과 2012년 영상을 MAD 방법으로 보정하여 산출된 통계값

Band	Intercept	Slope	R	RMSE
1	-33.4417	1.6243	0.9890	3.5035
2	-96.1860	1.7270	0.9762	4.3707
3	15.2402	1.8718	0.8662	12.7103
4	-71.7727	1.7470	0.9307	7.3450

이상의 결과를 종합해 보면, 2008년 촬영된 우리나라 KOMPSAT-2 다중분광영상을 참조 영상으로 하여 두 목표영상 즉, 해일 발생 직후인 2011년 3월 17일 촬영된 영상과 해일 복구가 어느 정도 진전된 2012년에 3월 14일의 영상을 상대복사 보정하기 위하여 MAD 방법을 적용할 경우 PIFs 지역의 자동 추출이 신속하게 이루어질 수 있을 뿐만 아니라 신뢰할만한 수준의 높은 정확도를 가져오는 것을 확인할 수 있었다.

MAD 기반 상대복사 보정 유무에 따른 시계열 영상자료의 분광특성을 비교하였다. 이를 위하여 MAD 방법에서 자동으로 추출된 PIFs 지역을 대상으로 보정 전, 후의 각 밴드별 평균값을 산출하였다. 표 5에서 실선은 상대복사 보정이 안된 시계열 자료의 분광값이고 점선은 MAD 기반 상대복사 보정을 수행한 시계열 자료의 분광값이다. 상대복사 보정을 하지 않은 경우, 촬영일에 따라 각 밴드별로 DN값의 변화가 큰 것을 볼 수 있으며, 이

러한 변화는 대기의 영향이나 방향성 효과에 의해서 발생한 것으로 추측할 수 있다. 반면, 상대복사 보정된 영상의 경우는 시기별 DN값의 변화가 거의 없이 유사한 분광특성을 나타낸다. 이는 거꾸로 대기효과와 상대복사 보정 사이에 선형적인 관계가 성립함을 보여주는 것으로, 지표면의 반사율은 대기의 영향에 의해 선형적으로 변화한다는 상대복사 보정의 기본 전제가 틀리지 않음을 확인시켜 준다고 하겠다. 나아가서 시계열 위성정보를 이용한 변화지역 탐지나 재난재해 발생지역 파악 등과 같이 서로 다른 시점의 지표면 분광특성을 비교 분석함에 있어 상대복사 보정에 의한 분광정보의 정규화가 보다 용이하고 정확한 결과 도출에 기여하게 될 것이라는 것을 기대해 볼 수 있다.

## 2. 상대복사 보정된 시계열 위성영상을 활용한 변화탐지 분석 결과

시계열 영상자료의 상대복사 보정 실시여부

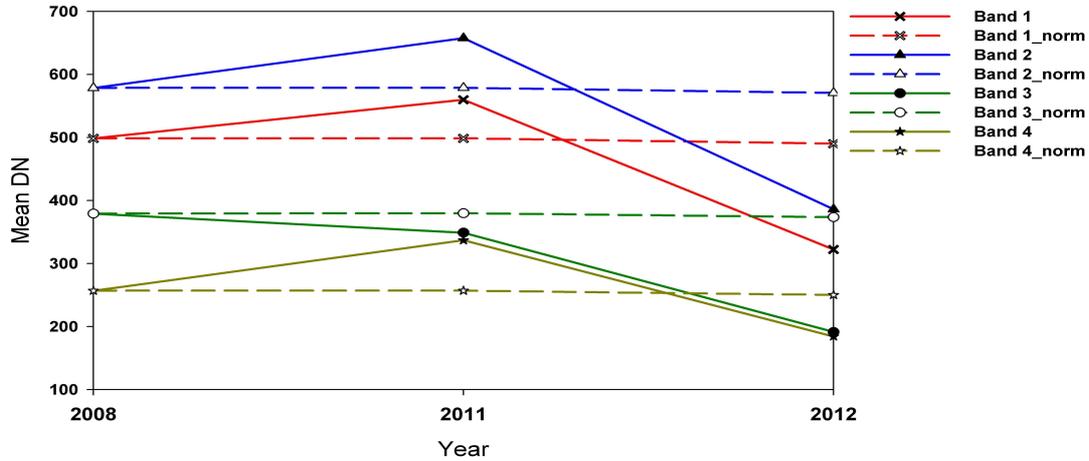


FIGURE 5. 다중시기 영상자료의 원시 DN 값(실선)과 상대복사 보정 이후의 DN 값(점선)

에 따른 해일 피해지역의 변화탐지 결과를 비교하였다. 비교되는 두 시점의 영상을 T1과 T2로 가정할 때, 변화탐지에 적용되는 식 (8)은 아래와 같다. KOMPSAT-2 영상의 네 개 다중분광 밴드에 대하여 해일 피해가 발생하기 전과 후의 두 영상간 화소별 DN 값의 차이, 즉 밝기값의 변화를 계산한 후 그 값의 상대적인 차이를 기준으로 피해가 있는 지역과 없는 지역으로 구분하였다. 두 영상 간 밝기값의 차가 상대적으로 큰 지역이라면 해일에 의한 피해지역일 확률이 높다.

$$\frac{T_2 - T_1}{|T_1|} + \frac{T_2 - T_1}{|T_2|} \quad (8)$$

하지만, 시계열 영상에서 차이가 나타나는 것은 실제로 일어난 지표면의 변화에 대한 정보가 아니라 영상 내 객체의 분광특성이 변화한 것이라고 할 수 있다. 지표면의 변화가 없는 지역이라 하더라도 두 영상의 화소값이 정확히 동일하게 나타나지는 않기 때문이다. 따라서, 실제 변화 유무나 변화 정도를 구분하기 위한 임계값은 두 영상에서 변화된 값의 비율로 설정하거나 평균에서 떨어져 있는 정도를 나타내는 표준편차와 같은 통계값을 이

용하여 임의로 설정할 수 있다. 보통의 경우, 변화가 거의 없는 지역에 대한 변화탐지 결과 영상(차이영상)에서의 히스토그램을 분석하면 중앙값 또는 거의 0에 가까운 값으로 분포하게 되며, 전체 영역을 대상으로 보면 Gaussian 곡선과 같이 분포되는 특성이 나타난다. 양 끝지점으로 갈수록 + 또는 -의 변화 정도가 증가되는 것을 의미한다.

본 연구에서는 식 (8)의 변화탐지 알고리즘을 적용하고, 해일 피해 발생 전, 후 영상에 대한 임계값을 두 영상에서 변화된 값의 비율로 설정함으로써 변화지역과 불변지역을 쉽게 구분할 수 있도록 하였다. 이로써 재난재해 등 사고상황 분석에서 원하지 않는 불변지역을 간단히 제외시킬 수 있었다. 변화탐지 정도에 대한 가능성을 분석하기 위해 보정 전과 후 영상(2008-2011, 2008-2012)에 대해 동일한 임계값을 부여하는 조건으로 적용해야 화소 기반 변화탐지 정도에 대한 비교가 가능하기 때문에 각기 다른 임계값을 적용하지 않고 결과를 비교하였다. 두 영상에서 변화가 없다고 보여지는 임계값 비율을 히스토그램 분포도의 중심영역에서 40%로 정하였으며, 이 범위를 벗어나는 영역에 해당하는 화소들은 변화지역으로 간주하였다.

그림 6에서 보는 바와 같이 해일 피해 전인

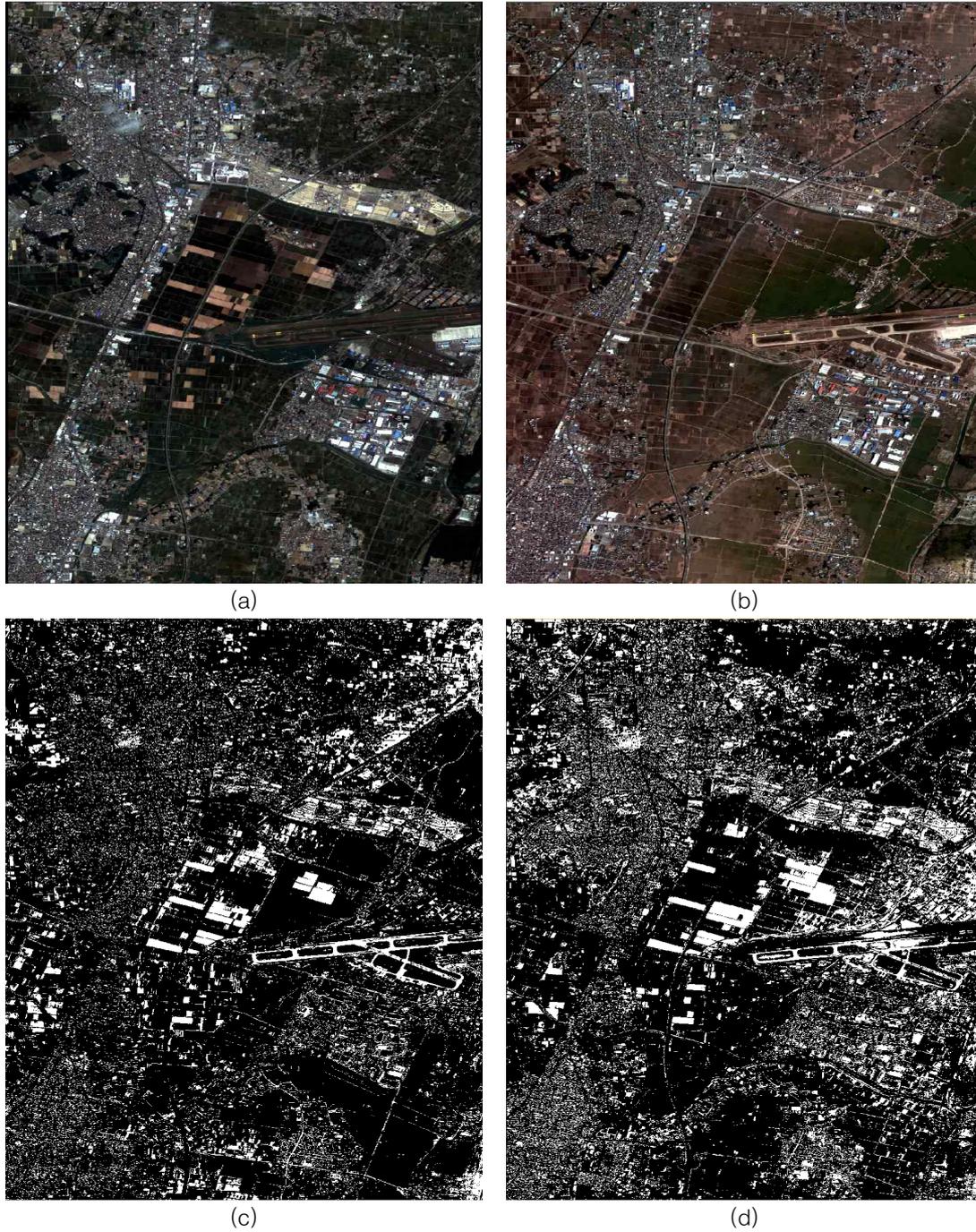


FIGURE 6. 2008년, 2011년 영상간의 변화탐지 분석:

(a) 2008년 6월 19일 원영상, (b) 2011년 3월 17일 원영상, (c) 상대복사 보정이 적용되지 않은 두 영상 간의 변화지역 분석, (d) MAD 기반 상대복사 보정된 두 영상 간의 변화지역 분석

2008년 영상과 피해 직후인 2011년 영상에 대하여 상대복사 보정이 되지 않은 경우(c)와 상대복사 보정이 수행된 경우(d)의 변화탐지 결과를 비교해 보았다. 그림 6에서 영상 우측에 위치한 센다이 공항 활주로 및 공항 주변이 침수된 것이 육안으로도 확연히 구분 가능함에도 불구하고 상대복사 보정이 되지 않은 원영상을 사용한 경우(c)에서는 변화가 없는 지역으로 구분된 것을 볼 수 있다. 반면, 상대복사 보정된 경우(d)에는 이 일대가 변화지역으로 제대로 탐지된 것을 볼 수 있다. 또한 상대보정되지 않은 영상(c)에서는 영상의 좌측 상단에 위치한 가옥이 밀집되어 있는 지역에서 해일 피해 후 각 건물 사이가 토사로 덮혀 있는 것이 구분되지 않는 등 변화탐지 결과가 대체로 과소 추정되는 경향을 보이고 있다. 이는 상대복사 보정을 통해 위성영상 촬영 당시의 대기효과나 시기적인 차이 등에 의

한 분광특성을 비교 가능하도록 처리해 줌으로써 본 사례연구의 해일 피해와 같이 특정 행위나 사건에 의한 변화지역 탐지에 있어 분석결과의 정확도를 높일 수 있음을 보여주는 것이다.

그림 7은 해일 피해 전인 2008년과 피해복구가 진척된 2012년 두 영상에 대하여 상대복사 보정이 되지 않은 경우(c), (a)와 상대복사 보정 처리가 이루어진 경우(d)의 변화탐지 결과이다. 상대복사 보정을 하지 않은 경우(c)에서는 사례연구 대상지 내 거의 모든 지역이 변화가 있는 것으로 나타나고, 상대복사 보정이 적용된 경우(d)에서는 변화지역으로 구분되는 지역이 분석에 사용된 두 영상 간에 계절적인 차이가 있음에도 불구하고 실제 변화지역만을 잘 구분하고 있음을 볼 수 있었다. (c)의 경우, 서로 다른 날에 촬영된 영상이기 때문에 나타나는 두 영상간 분광특



(a)



(b)

FIGURE 7. 2008년, 2012년 영상간의 변화탐지 분석:

(a) 2008년 6월 19일 원영상, (b) 2012년 3월 14일 원영상, (c) 상대복사 보정이 적용되지 않은 두 영상 간의 변화지역 분석, (d) MAD 기반 상대복사 보정된 두 영상 간의 변화지역 분석

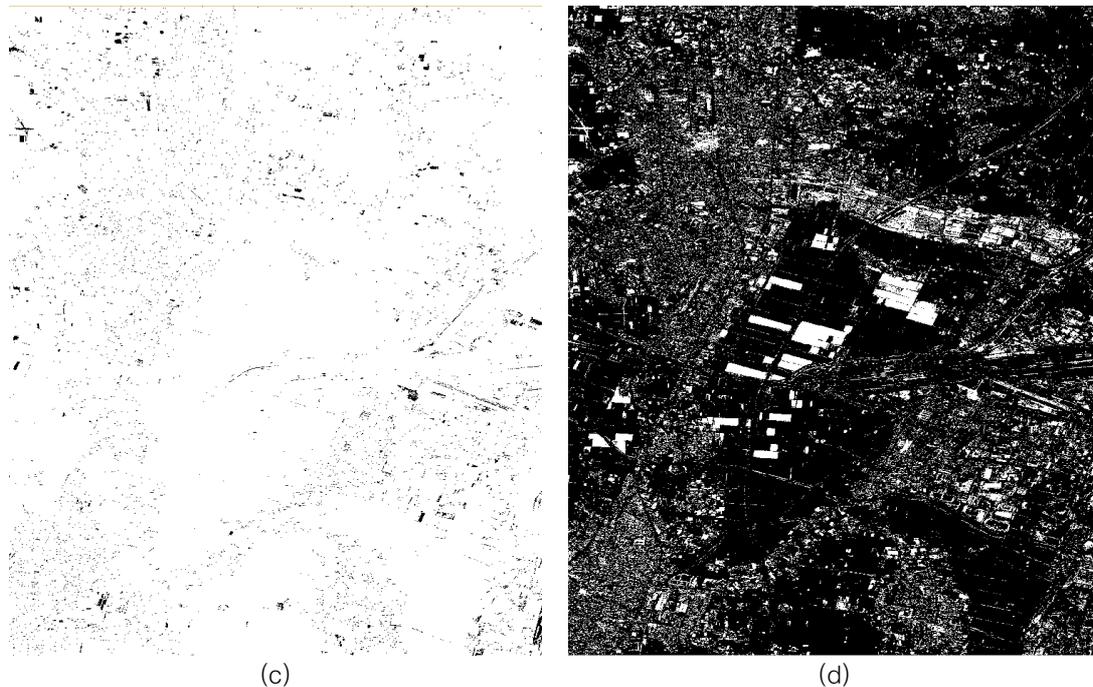


FIGURE 7. 계속

성의 차이에 계절적인 영향까지 합쳐져서 변화지역이 과대 추정된 것으로 보여진다. 이는 다중시기 영상을 이용한 변화지역 탐지에 있어서 상대복사 보정이 제대로 이루어지지 않을 경우, 그 결과분석에서 무의미한 정보를 양산할 수 있는 위험성이 있음을 시사하는 것이라고 하겠다.

## 결론

본 연구에서는 시계열 위성영상을 활용한 변화지역 탐지에 있어 기본이 되어야 할 상대복사 보정의 필요성을 2011년 3월 해일 피해가 발생했던 일본 센다이 지역을 사례로 KOMPSAT-2 다중분광영상을 이용하여 살펴보았다. 다양한 상대복사 보정 기법 중에서 정준상관분석을 통해 PIFs 지역을 자동으로 추출하는 MAD 기법을 적용하였다. 본 사례연구 분석결과 MAD 방식에 의한 자동 PIFs 지역의 추출은 비교적 높은 정확도 수준에서 이

루어짐을 확인할 수 있었고, 이렇게 보정된 시계열 영상을 사용함으로써 신속한 데이터 분석이 요구되는 재난재해지역 변화탐지에 효과가 있음을 보여주었다.

지금까지 고해상도 다목적실용위성 영상은 변화탐지 분석프로세스를 자동화하기 보다는 육안판독하는 경우가 많았다. 본 연구에서는 재난재해지역 파악과 같이 특히 신속한 데이터의 처리 및 분석이 요구되는 상황에서 상대복사 보정된 시계열 영상을 사용함으로써 자동 변화지역 탐지의 신뢰성을 높일 수 있다는 가능성을 보여주었다. 이는 인터넷서널 차터<sup>1)</sup> 업무를 비롯한 다양한 분야에서 변화지역탐지 프로세스를 개선하고 일정부분 자동화를 가능하게 함으로써 업무효율을 높이는데 기여할 수 있을 것이다. 향후 연구에서는 보다 다양한 지역과 다양한 경우의 변화탐지 사례를 검토함으로써 상대복사 보정의 효용성을 검증하고 이를 바탕으로 데이터 처리 과정을 일반화하는 등 우리나라 다목적실용위성 영상자료가

의사결정 지원과 같은 실무에 보다 효율적으로 활용될 수 있도록 추가 연구가 뒷받침 되어야 할 것이다. **KAGIS**

## 주

1) 전 세계 재해 발생과 관련하여 우주기반 기술을 적용하여 피해 경감에 효과적으로 기여할 수 있도록 지원하는 국제협력 프로그램인 인터내셔널 차터가 국제 우주관련 기관들을 중심으로 운영되고 있다. 한국항공우주연구원에서도 2011년부터 회원기관으로 활동하여 재해지역을 촬영한 KOMPSAT-2 영상자료 및 부가처리 결과물을 지원하고 있다.

## 참고문헌

성운현. 1997. 응용 다변량 분석 - 이론, 방법론, SAS 활용. 도서출판 탐진.

엄종민, 한경수, 김인환. 2010. 장기간 SPOT/VEGETATION 정규화 식생지수를 이용한 지면 변화 탐지 개선에 관한 연구. 한국지리정보학회지 13(4):111-124.

엄종민, 한경수, 이창석, 박윤영, 김영섭. 2008. SPOT/VEGETATION NDVI 자료를 이용한 북한지역 식생 변화탐지. 한국지리정보학회지 11(2):28-37.

이가람, 김영섭, 한경수, 이창석, 엄종민. 2008. 위성자료를 이용한 중국과 몽골 사막주변의 식생수분상태 모니터링. 한국지리정보학회지 11(4):94-100.

Canty, M.J. and A.A. Nielsen. 2006. Visualization and unsupervised classification of changes in multispectral satellite imagery. International Journal of Remote Sensing 27(18):3961-3975.

Canty, M.J. and A.A. Nielsen. 2008. Automatic radiometric normalization of

multi-temporal satellite imagery with the iteratively re-weighted MAD transformation. Remote Sensing of Environment 112(3):1025-1036.

Canty, M.J., A.A. Nielsen and M. Schmidt. 2004. Automatic radiometric normalization of multitemporal satellite imagery. Remote Sensing of Environment 91 (3-4):441-451.

Hall, F.G., D.B. Botkin, D.E. Strelbel, K.D. Woods and S.J. Goetz. 1991. Large-scale patterns of forest succession as determined by remote sensing. Ecology 72(2):628-640.

Hotelling, H. 1936. Relations between two sets of variates. Biometrika 28:321-377.

Kam, T.S. 1995. Integrating GIS and remote sensing techniques for urban land-cover and land-use analysis. Geocarto International 10:39-49.

Nielsen, A.A. 2007. The regularized iteratively reweighted MAD method for change detection in multi- and hyperspectral data. IEEE Transactions on Image Processing 16(2):463-478.

Nielsen, A.A. 2011. Kernel maximum autocorrelation factor and minimum noise fraction transformations. IEEE Transactions on Image Processing 20 (3):612-624.

Nielsen, A.A., K. Conradsen and J.J. Simpson. 1998. Multivariate alteration detection (MAD) and MAF post-processing in multispectral, bitemporal image data: New approaches to change detection studies. Remote Sensing of Environment 64:1-19.

- Roujean, J.L., M. Leroy and P.Y. Dechamps. 1992. A bidirectional reflectance model of the earth's surface for the correction of remote sensing data. *Journal of Geophysical Research* 97(D18):20,455–20,468.
- Schott, J.R., C. Salvaggio and W.J. Volchok. 1988. Radiometric scene normalization using pseudoinvariant features. *Remote Sensing of Environment* 26:1–16.
- Schroeder, T.A., W.B. Cohen, C. Song, M.J. Canty and Z. Yang. 2006. Radiometric correction of multi-temporal Landsat data for characterization of early successional forest patterns in western Oregon. *Remote Sensing of Environment* 103(1): 16–26.
- Singh, A. 1989. Digital change detection techniques using remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing* 10:989–1003.
- Vermote, E.F., D. Tanre, J.L. Deuze, M. Herman and J.J. Morcette. 1997. Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6S: an overview. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing* 35(3):675–686.
- Yang, X. and C.P. Lo. 2000. Relative radiometric normalization performance for change detection from multi-date satellite images. *Photo-grammetric Engineering and Remote Sensing* 66: 967–980. **KAGIS**