

다층 퍼셉트론 기반 고해상도 위성영상의 상대 방사보정 Relative Radiometric Normalization for High-Spatial Resolution Satellite Imagery Based on Multilayer Perceptron

서대교¹⁾ · 어양담²⁾

Seo, Dae Kyo · Eo, Yang Dam

Abstract

In order to obtain consistent change detection result for multi-temporal satellite images, preprocessing must be performed. In particular, the preprocessing related to the spectral values can be performed by the radiometric normalization, and relative radiometric normalization is generally utilized. However, most relative radiometric normalization methods assume a linear relationship between the two images, and nonlinear spectral characteristics such as phenological differences are not considered. Therefore, this study proposes a relative radiometric normalization which assumes nonlinear relationships that can perform compositive normalization of radiometric and phenological characteristics. The proposed method selects the subject and reference images, and then extracts the radiometric control set samples through the no-change method. In addition, spectral indexes as well as pixel values are extracted in order to consider sufficient information, and modeling of nonlinear relationships is performed through multilayer perceptron. Finally, the proposed method is compared with the conventional relative radiometric normalization methods, which shows that the proposed method is visually and quantitatively superior.

Keywords : Relative Radiometric Normalization, Phenological Normalization, Multilayer Perceptron, Nonlinear

초 록

다중시기의 위성영상에 대해 일관성 있는 변화탐지 결과를 획득하기 위해서는 전처리 과정이 필수적으로 이루어져야 한다. 특히, 분광값과 관련된 전처리 과정은 방사보정으로 수행될 수 있으며, 일반적으로 상대 방사보정이 활용되고 있다. 하지만, 대부분의 상대 방사보정은 두 영상간의 관계를 선형으로 가정하며, 생태학적 차이와 같은 비선형적인 분광특성은 고려되지 않는다. 따라서, 본 연구에서는 방사 및 생태학적 특성에 대한 복합적인 보정을 수행할 수 있는 비선형적인 관계를 가정한 상대 방사보정을 제안하였다. 제안된 방법은 입력영상 및 참조영상을 선정하고, no-change method를 통해 radiometric control set samples를 추출하였다. 또한, 충분한 정보를 고려하기 위하여 화소값뿐만 아니라 분광지수들이 추출되었고, 비선형적인 관계의 모델링은 다층 퍼셉트론을 통해 수행되었다. 최종적으로 기존의 상대 방사보정기법과 비교 분석을 수행하였고, 시각적 및 정량적으로 평가한 결과 제안된 방법이 기존의 상대 방사보정보다 우수한 것을 확인하였다.

핵심어 : 상대 방사보정, 생태학적 보정, 다층 퍼셉트론, 비선형

Received 2018. 11. 13, Revised 2018. 12. 04, Accepted 2018. 12. 11

1) Dept. of Advanced Technology Fusion, Konkuk University (E-mail: tjeory@konkuk.ac.kr)

2) Corresponding Author, Member, Dept. of Technology Fusion Engineering, Konkuk University (E-mail: eoandrew@konkuk.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.

1. 서론

변화탐지 기법은 두 시기의 데이터를 이용하여 대상지역의 변화를 정량적으로 분석하는 방법으로, 위성영상을 이용하는 원격탐사에서 대표적인 기법 중의 하나이다 (Choi, 2015; Seo *et al.*, 2017). 변화탐지 결과에 영향을 미치는 요인은 태양-목표물-센서의 기하학적 관계, 센서간 해상도 차이, 대기 및 생태환경 조건의 차이 등을 들 수 있다 (Hong and Zhang, 2008). 따라서, 일관성 있는 변화탐지 결과를 획득하기 위해서는 전처리 과정이 필요하다. 특히, 분광값과 관련된 영상의 전처리 과정은 방사보정으로 수행될 수 있으며, 크게 절대 방사보정과 상대 방사보정으로 구분될 수 있다 (Du *et al.*, 2002).

절대 방사보정은 변환방정식 또는 대기모델을 이용하여 DN (Digital Number)값을 실제 지표 반사값으로 변환하는 방법으로, 위성 센서의 차이, 태양각, 대기효과 등의 요소들을 보정한다 (Zhou *et al.*, 2016). 즉, 절대 방사 보정은 촬영 당시 대기의 특성을 잘 반영할 수 있는 정확한 대기 입력 자료를 확보하는 것이 중요하다. 하지만, 실제 대기관측 자료를 수집하는 것은 비용이나 접근성 측면에서 어려운 경우가 많고, 취득 데이터에 대한 지상 관측값이 존재하지 않을 경우 불가능하므로 그 적용에 한계를 가지고 있다. 반면에 상대 방사보정은 참조가 되는 영상을 선정하고 그 영상에서 나타나는 지표의 분광특성에 맞추어 나머지 영상의 DN값 또는 반사도를 변환하여 보정을 수행한다 (Liu *et al.*, 2007; Biday and Bhosle, 2010; Carvalho *et al.*, 2013). 즉, 복잡한 대기 전달모수화 과정을 필요로 하지 않으며, 다중시기 영상에 대하여 상대적인 변화율을 추적함으로써 보정이 수행되기 때문에 절대 방사보정에 비해 상대 방사보정이 주로 활용된다.

상대 방사보정은 전역적인 통계값 기반 기법 및 RCSS (Radiometric Control Set Samples) 기반 기법으로 구분될 수 있다 (Zhou *et al.*, 2016). 전역적인 통계값 기반 기법은 영상 전체 화소의 통계값을 통해 방사보정이 수행되는 방법으로, 히스토그램 매칭, MM (Minimum-Maximum) regression, MS (Mean-Standard deviation) regression, 및 SR (Simple Regression)이 포함된다 (Yang and Lo, 2000; Biday and Bhosle, 2010). 반면에 RCSS 기반 기법은 입력영상 및 참조영상간의 불변화소를 선정하고, 불변화소에 기반하여 관계가 수립되어 방사보정이 수행되는 방법으로, DB (Dark set-Bright set) regression, PIF (Pseudo Invariant Features) regression, 및 NC (No Change) regression이 포함된다 (Chavez Jr, 1988; Schott *et al.*, 1988; Elvidge *et al.*, 1995; Ya'allah and Saradjian,

2005). 이때, 히스토그램 매칭을 제외하고는 회귀식에 기반하는 방법으로, 다중시기 영상의 각 밴드들에서의 같은 픽셀은 선형적인 관계가 존재하고 있다고 가정하고 있다 (Du *et al.*, 2002). 하지만, 대부분의 원격탐사 데이터는 비선형적으로 분포되어 있으며, 실제 지구표면은 복잡하고 비선형적인 특성을 나타내는 자연 및 인공지물로 구성되어 있다 (Rahman *et al.*, 2014; Hang *et al.*, 2017). 또한, 변화탐지에서의 주요 데이터인 광학위성 영상은 구름 및 대기상태의 영향을 받기 때문에 원하는 시기의 영상을 획득하는데 어려움이 있다 (Seo *et al.*, 2018a). 이러한 경우에는 방사적 차이뿐 아니라 생태학적 환경 조건 차이가 존재하는 영상이 활용되어야 하며, 생태학적 환경 조건은 비선형성을 포함하고 있는 대표적인 특성이다 (Seo *et al.*, 2017; Bai *et al.*, 2018). 특히, Sadeghi *et al.*(2013) 및 Bai *et al.*(2018)은 상대 방사보정의 오차를 최소화 하기 위하여 비선형 관계를 제안하였으며, Seo *et al.*(2017)은 생태학적 환경 조건의 차이를 비선형적으로 보정하고, 변화탐지에 끼치는 영향에 대해 분석을 수행하였다.

이에 본 연구에서는 고해상도 위성영상을 대상으로 방사 및 생태학적 보정을 수행하는 다층 퍼셉트론 기반 상대 방사보정 기법을 제안하고자 하였다. 다층 퍼셉트론은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 은닉층이 존재하는 신경망으로, 종속변수 및 독립 변수 사이의 복잡한 비선형성을 고려하여 모델링을 수행한다 (Jiang *et al.*, 2018). 특히, 다층 퍼셉트론은 최근 원격탐사 분야에서 화소기반으로 수행되는 cloud masking, 영상 분류 및 변화탐지에서의 활용성이 검증되었다 (Patra *et al.*, 2008; Taravat *et al.*, 2015; Thakur and Mishra, 2017). 또한, 기존의 상대 방사보정기법 수행결과와 비교 및 분석함으로써 제안된 상대 방사보정의 활용성을 검증하였다.

2. 연구 방법

본 연구에서는 변화탐지 수행 시, 계절차이로 발생하는 생태학적 특성으로 인한 오탐지를 최소화하기 위해 방사 및 생태학적 보정을 수행하는 상대 방사보정을 제안하고자 하였다. 제안된 상대 방사보정은 RCSS에 기반하여 수행되었으며, RCSS는 NC method가 선정되었다. 또한, 화소값만을 고려하여 입력영상과 참조영상간의 관계가 수립되는 기존의 상대 방사보정기법과 달리 본 연구에서는 분광지수들을 고려하여 관계가 수립되었다. 생태학적 보정을 수행하기 위한 관계 수립은 다층 퍼셉트론이 활용되었으며, 후처리로 히스토그램 매칭을 수행함으로써 참조영상과의 전역적인 통계값을 일치시켜주었다. 본 연구의 흐름도는 Fig. 1과 같다.

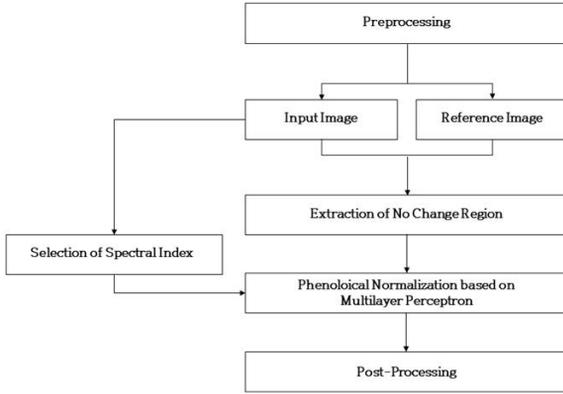


Fig. 1. The flowchart of the proposed method

2.1 전처리

상대 방사보정은 동일한 화소간의 관계를 기반으로 적용되기 때문에 다시기 영상의 기하학적 위치정보가 동일하게 구성되어야 한다. 따라서, 영상 전처리 과정인 기하보정이 반드시 수행되어야 한다. 이에 본 연구에서는 두 영상의 동일지점에 대한 지상기준점 (GCP: Ground Control Points)을 선정하여 영상간 기하보정을 수행하였다. 이때, RMSE (Root Mean Squared Error)는 0.5 이하를 만족하도록 하였다 (Dai and Khorram, 1998).

2.2 NC 지역 추출

상대 방사보정을 수행하기 위한 RCSS를 선정하는 단계로, 앞서 언급된 것과 같이 본 연구에서는 NC method가 선정되었다. NC method는 입력영상 및 참조영상의 근적외선 밴드간의 scattergram에 기반하는 방법으로, 물과 지표의 클러스터 중심을 나타내는 두 개의 국부 최대값을 획득하고, 두 값을 통해 NC line을 획득한다. NC line의 계수는 Eqs. (1) 및 (2)와 같이 나타낼 수 있다 (Elvidge *et al.*, 1995).

$$a = \frac{x_{Lmax} - x_{Wmax}}{y_{Lmax} - y_{Wmax}} \quad (1)$$

$$b = y_{Wmax} - a * x_{Wmax} \quad (2)$$

where a is the gain, b is the offset, x_{Lmax} is the cluster center of land surface in the near infrared band of the subject image, x_{Wmax} is the cluster center of water in the near infrared band of the subject image, y_{Lmax} is the cluster center of land surface in the near infrared band of the reference image, and y_{Wmax} is the cluster center of water in the near infrared band of the

reference image,

NC 지역은 획득된 NC line을 기준으로 HVW (Half Vertical Width)를 획득하여 내부에 존재하는 화소를 NC 지역으로 선정하며, HVW는 Eq. (3)과 같이 표현된다.

$$HVW = \sqrt{1 + a^2} (HPW) \quad (3)$$

where HPW is a half perpendicular width.

최종적으로, NC 지역은 Eq. (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$NC = |y - ax - b| \leq HVW \quad (4)$$

where x is the pixel of near-infrared band in the subject image, and y is the pixel of near-infrared band in the reference image.

이때, Bao *et al.* (2012)은 영상내의 화소중 대다수가 변하지 않는다고 가정하였으며, 그 비율을 70%로 정의하였다. 즉, NC 지역은 70%이상을 만족한다고 가정하여 과정이 수행된다. HPW의 초기값은 Elvidge *et al.* (1995)에서 설정한 10으로 선정하였으며, NC 지역이 전체 지역의 70% 이상을 만족하도록 HPW 값을 조정하여 HVW값을 산출함으로써 최종 NC 지역이 선정된다.

2.3 분광지수 선정

일반적으로 단일 화소는 충분한 정보를 담지 못하고 있으며, 생태학적 보정을 수행하기 위해서는 화소값 이외의 특징자들이 고려되어야 한다 (Seo *et al.*, 2018b). 본 연구에서는 분광지수가 특징자로 고려되었으며, NDWI (Normalized

Table 1. Equations of each spectral index

Spectral Index	Equation
NDWI	$\frac{Band_{Green} - Band_{NIR}}{Band_{Green} + Band_{NIR}}$
NDVI	$\frac{Band_{NIR} - Band_{Red}}{Band_{NIR} + Band_{Red}}$
SAVI	$(1 + L) \frac{Band_{NIR} - Band_{Red}}{Band_{NIR} + Band_{Red} + L} (L = 0.5)$
EVI	$2.5 \frac{Band_{NIR} - Band_{Red}}{1 + Band_{NIR} + 6Band_{Red} - 7.5Band_{Blue}}$

Difference Water Index), NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), SAVI (Soil-Adjusted Vegetation Index), 및 EVI (Enhanced Vegetation Index)가 선정되었다. 이때, 분광지수는 radiance 및 reflectance 또는 영상의 DN값으로부터 직접 계산이 가능하다 (Leite *et al.*, 2012). 각 분광지수의 수식은 Table 1과 같다.

2.4 다층퍼셉트론기반 생태학적 보정

앞서 언급된 것과 같이, 생태학적 환경은 비선형성을 포함하고 있는 대표적인 분광특성을 나타낸다. 즉, 생태학적 환경 차이로 발생하는 분광특성에 대해 보정이 수행되는 경우, 비선형적인 관계가 요구된다 (Seo *et al.*, 2017; Bai *et al.*, 2018). 인공신경망은 시냅스의 결합으로 네트워크를 형성한 뉴런들이 학습을 통해 가중치를 변화시켜 문제해결능력을 가지는 모델로 비선형 관계의 모델링이 가능한 대표적인 기법이다 (Reifman and Feldman, 2002; Lee *et al.*, 2013). 그 중, 다층 퍼셉트론은 입력층과 출력층 사이에 하나 또는 그 이상의 은닉층이 존재하는 신경망이다 (Jiang *et al.*, 2018). 입력층의 뉴런에 데이터가 입력되면 은닉층으로 전달되고, 은닉층에서 활성화 함수를 통해 새로운 값으로 전이되어 출력층으로 전달하고 신호를 출력하게 된다 (Patra and Ghosh, 2008). 각 층은 다수의 뉴런으로 구성되어 있으며, 뉴런들 사이의 연결은 각각의 가중치를 갖는다. 입력 데이터를 $X = X_1, X_2, \dots, X_n$ 라고 할 때, r 번째 레이어의 뉴런 j 의 출력값 Y_j 는 Eq. (5)와 같이 표현된다.

$$Y_j = f\left(\sum_{i=1}^n u_{ji} X_i + u_{0j}\right) \quad (5)$$

where u_{ji} is the connection strength between the i^{th} neuron in the $(r-1)^{th}$ layer and j^{th} neuron in the r^{th} layer, u_{0j} is the connection strength between a fixed unit bias and neuron j , and f is the activation function.

다층 퍼셉트론의 장점으로는 결합 내구성 (fault tolerance), 일반화 (generalization) 및 적응성 (adaptability)으로, 처리노드가 많기 때문에 몇 개의 연결이 가지는 결합이 시스템 전체의 결합을 초래하지 않고, 불완전하거나 사전에 알 수 없었던 입력에 대해 합리적인 반응을 생성하며, 새로운 환경에서 학습하여 갱신 및 유지가 가능하다 (Seo, 2014).

다층 퍼셉트론은 학습단계 및 예측단계로 총 2가지의 단계로 구성되어 있다. 학습단계에서는 다층 퍼셉트론 모델을 구축하고 학습데이터를 통해 학습이 수행된다. 다층 퍼셉트론 구축 시 성능에 영향을 미치는 파라미터로는 은닉층의 수, 뉴런

수, 및 활성화 함수로 은닉층의 수 및 뉴런수는 정확도 및 학습 시간을 고려하여 각각 4개 및 10개가 선정되었고 활성화 함수는 RELU (Rectified Linear Unit)가 선정되었다 (Correa *et al.*, 2015; Jiang *et al.*, 2018). 이때, 네트워크는 최종 출력값과 실제 값의 손실함수를 계산하여 그 값을 최소화 하는 방식을 취하게 되며, 이를 역전파 알고리즘이라 한다. 역전파 알고리즘이란 각 층간의 가중치가 손실함수에 미치는 영향을 반대 방향으로 계산하면서 모든 가중치들을 조정하여 손실을 줄임으로써 최적화 하는 것이다. 본 연구에서는 손실함수는 squared error가 활용되었고, 최적화 알고리즘은 일반적으로 활용되는 경사 하강법 중 ADAM (Adaptive Moment Estimation)이 선정되었다 (Suliman and Zhang, 2015). 학습데이터는 앞서 추출된 NC 지역에 대응되는 위치의 화소값 및 분광지수로, 입력영상의 화소값 및 동일한 위치의 분광지수를 입력값으로, 참조영상의 화소값을 실제값으로 설정하여 감독학습이 수행된다. 예측단계에서는 학습단계에서 학습된 다층 퍼셉트론에 전체 입력영상의 화소값 및 분광지수를 입력값으로 하여 생태학적 보정이 수행된 영상을 획득한다.

2.5 후처리

후처리단계에서는 생태학적 보정 된 영상에 대해 추가적으로 방사 특성을 조절하는 단계로, 히스토그램 매칭이 수행되었다. 히스토그램 매칭은 기존의 상대 방사보정 기법중 하나로, 입력영상의 히스토그램 분포를 참조영상의 히스토그램 분포와 동일하게 변환시키는 방법이다 (Seo *et al.*, 2018b). 누적분포 함수에 기반하며, 전역적인 통계적 특성을 고려하여 방사적 특성을 보정한다.

3. 실험 결과 및 분석

3.1 실험 자료

본 연구에서는 고해상도 위성센서인 WorldView-2 및 GeoEye-1를 이용하여 취득된 영상을 활용하여 상대 방사보정 실험을 수행하였다. 실험 대상지역은 서울시 일대지역으로 총 2개의 지역이 선정되었으며, 두 지역 모두 식생, 나지 인공 지물 등의 토지피복들이 존재하고 있다. 특히, 본 연구의 목적인 생태학적 보정을 수행하기 위하여 계절에 따른 식생 분광특성이 상이한 영상이 선정되었으며, 입력영상은 2017년 2월 10일에 취득된 WorldView-2 영상을, 참조영상은 2018년 6월 24일에 취득된 GeoEye-1 영상을 사용하였다. 실험에 사용된 자료의 특성은 Table 2와 같으며, 각 지역의 영상은 Figs. 2 and 3과 같다.

Table 2. Specifications of the satellite sensors

Sensor	WorldView-2 (subject image)	GeoEye-1 (reference image)
Location	Seoul (Korea)	
Date	2017.02.10	2018.06.24
Spectral Bands	Blue: 450-510 nm Green: 510-580 nm Red: 630-690 nm Near Infra Red: 770-895 nm	Blue: 450-510 nm Green: 510-580 nm Red: 655-690 nm Near Infra Red: 780-920 nm
Ground sampling distance (nadir)	1.84 m	
Dynamic range	11 bit	
Image size (pixels)	600X600	



(a) 2017.02.10. WorldView-2 (b) 2018.06.24. GeoEye-1
Fig. 2. Experimental images of study area (Site 1)

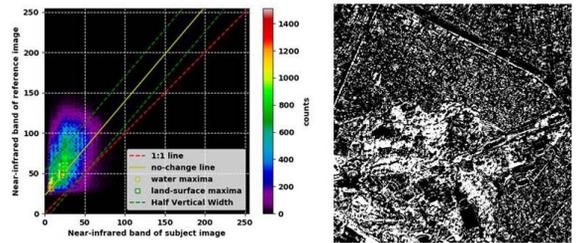


(a) 2017.02.10. WorldView-2 (b) 2018.06.24. GeoEye-1
Fig. 3. Experimental images of study area (Site 2)

3.2 실험 결과

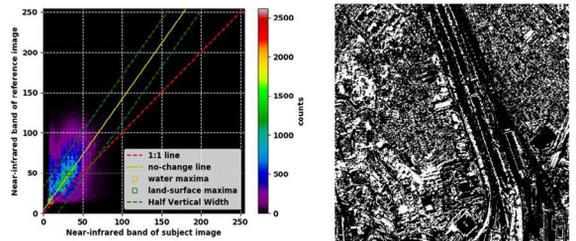
계절요인으로 인한 생태학적 특성 및 방사적 특성을 보정하기 위하여 제안된 기법을 단계별로 적용하였다. 전처리 단계로 기하보정이 수행되었으며, 참조 영상을 기준으로 하여 입력 영상의 좌표를 보정하였다. Site1 및 Site2에 대해 각각 25개의 지상기준점이 선정되었으며, 2차 다항식을 이용하여 기하보정이 수행되었다. 각 Site의 기하학적 오차는 RMSE를 기준으로 0.3779화소 및 0.4643화소를 나타냈다. 기하보정된 영상들을

대상으로 NC 지역이 추출되었으며, 각 Site에 대한 scattergram 및 추출된 화소의 영상내의 분포는 Figs. 4 및 5와 같다.



(a) Scattergram of near-infrared bands (b) Distribution of selected NC region for subject and reference images (NC region: black area)

Fig. 4. NC region of Site 1



(a) Scattergram of near-infrared bands (b) Distribution of selected NC region for subject and reference images (NC region: black area)

Fig. 5. NC region of Site 2

그 다음, 각 Site 별로 입력영상에 대해 분광지수인 NDWI, NDVI, SAVI 및 EVI가 추출되었으며, NC 지역에 대응되는 화소값 및 분광지수를 입력값으로 하여 다층퍼셉트론의 학습이 수행되었다. 최종적으로 학습된 다층 퍼셉트론에 전체 입력영상의 화소값 및 분광지수를 입력값으로 하여 생태학적 보정

을 수행하고, 히스토그램 매칭을 통해 전역적인 통계값을 일치 시켜줌으로써 방사적 및 생태학적 보정이 수행된 영상을 획득 하였다. 해당 결과를 시각적 및 정량적으로 평가하기 위하여, 기존의 상대 방사보정 기법과 비교 분석 되었으며, 기존의 상대 방사보정기법은 MS regression, NC regression 및 히스토그램 매칭 기법이 선정되었다. 각 상대 방사보정 결과는 Figs. 6 and 7과 같다.

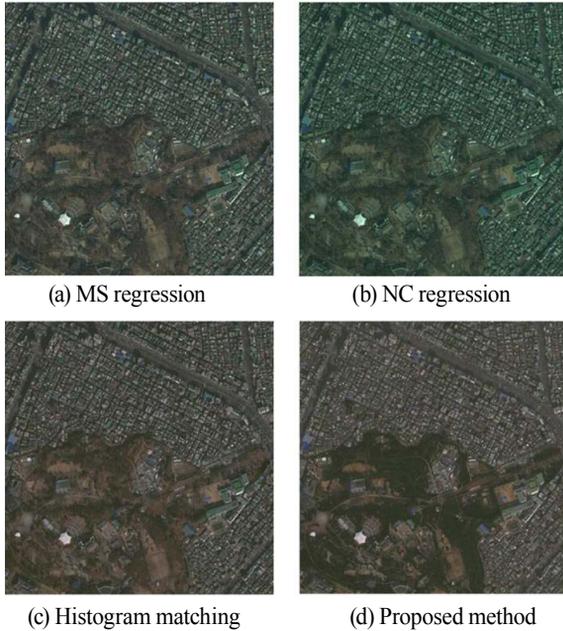


Fig. 6. The Comparison of the results of radiometric normalization (Site 1)

MS regression 및 NC regression은 회귀식에 기반하는 방법으로, 입력영상 및 참조영상간의 관계가 선형이라 가정하고 보정이 수행된다. MS regression은 전역적인 통계값을 통해 보정이 수행되는 방법으로, 두 영상의 평균 및 표준편차가 동일하도록 선형 회귀식이 획득되고, NC regression은 RCSS를 통해 보정이 수행되는 방법으로, NC 지역을 기반으로 최소제곱법을 통해 선형 회귀식이 획득된다. MS regression 및 NC regression을 적용한 결과 (Figs. 6(a), (b) and 7(a), (b)), 입력영상의 생태학 적특성 뿐 아니라 방사 특성 또한 보정이 수행되지 않은 것을 확인할 수 있으며, 고해상도 위성영상의 경우 선형관계를 가정하는 것은 적절하지 않은 것을 확인할 수 있었다. 히스토그램 매칭은 두 영상간의 히스토그램을 비선형적으로 매칭하는 기법으로, 누적분포함수에 기반하여 수행된다. 히스토그램 매칭을 적용한 결과 (Figs. 6(c) and 7(c)), 방사특성은 동일하게 보

정이 수행된 반면, 생태학적 보정은 전혀 수행되지 못하였다. 즉, 통계적인 값만을 통해 비선형적인 보정이 수행되는 경우 방사적 특성의 보정은 가능하지만 생태학적 보정에는 한계가 있는 것을 확인할 수 있었다. 반면에, 제안된 방법이 적용된 결과 (Figs. 6(d) and 7(d))를 확인했을 때, 방사적 특성 뿐 아니라 생태학적 특성 또한 보정이 수행된 것을 확인할 수 있었다. 즉, 계절적 요인으로 인한 식생의 생태학적 특성이 참조영상과 동일하게 보정된 것을 확인할 수 있었다.

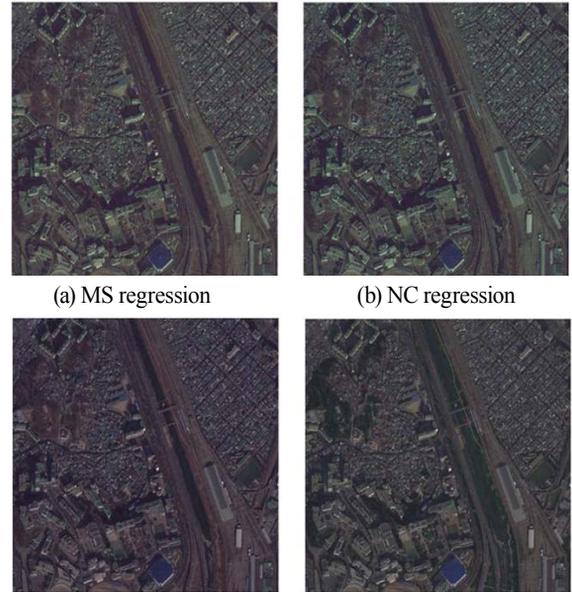


Fig. 7. The Comparison of the results of radiometric normalization (Site 2)

시각적으로 분석한 결과를 정량적으로 평가하기 위하여 *NRMSE*(Normalized Root Mean Squared Error)값이 획득되었으며, *NRMSE*는 Eqs. (6) 및 (7)과 같이 나타낼 수 있다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=0}^n (y_i^{Nj} - y_i^j)^2} \quad (6)$$

$$NRMSE = \frac{RMSE}{\bar{y}_i} \quad (7)$$

where y_i^N is the normalized image of band i , y_i is the reference image of band i , \bar{y}_i is the mean of reference image in the band i , and n is the total number of pixels in the scene.

*NRMSE*는 낮은 값을 가질수록 높은 정확도의 상대 방사보정 결과를 나타낸다. 기존의 상대 방사보정 기법과 제안된 상대 방사보정의 결과에 대한 Table 3 and 4와 같다.

Table 3. NRMSE values of relative radiometric normalization results (Site 1)

Method	Band1	Band2	Band3	Band4	Average
Raw	0.3901	0.3286	0.5641	0.6595	0.4856
MS regression	0.1945	0.2831	0.4817	0.4333	0.3482
NC regression	0.1853	0.2709	0.4326	0.4816	0.3426
Histogram matching	0.1936	0.2834	0.4831	0.4327	0.3482
Proposed method	0.1837	0.2707	0.4438	0.4047	0.3257

Table 4. NRMSE values of relative radiometric normalization results (Site 2)

Method	Band1	Band2	Band3	Band4	Average
Raw	0.3877	0.3327	0.5439	0.6395	0.4760
MS regression	0.1685	0.2476	0.4223	0.4241	0.3156
NC regression	0.1689	0.2404	0.4678	0.4977	0.3437
Histogram matching	0.1678	0.2476	0.4223	0.4217	0.3149
Proposed method	0.1632	0.2434	0.4037	0.4100	0.3051

*NRMSE*를 이용하여 정량적 평가를 수행한 결과, Site 1 및 2 모두에서 제안된 방법을 통해 상대 방사보정을 수행한 경우 *NRMSE*의 가 가장 낮은 값을 나타내 가장 높은 정확도를 나타내는 것을 확인할 수 있었다. Site 1의 경우 원영상, MS regression, NC regression 및 히스토그램 매칭의 결과보다 평균적으로 49.09%, 6.91%, 5.18% 및 6.91%가 향상되었으며, Site 2의 경우 평균적으로 56.01%, 3.44%, 12.65% 및 3.20%가 향상된 것을 확인할 수 있었다. 즉, 제안된 방법으로 생태학적 차이가 존재하는 영상에 보정을 수행하는 경우 기존의 상대 방사보정에 비해 유용할 것이라 판단된다.

4. 결론

본 연구에서는 고해상도 위성영상을 대상으로 방사 및 생태

학적 보정을 수행하는 상대 방사보정을 제안하였다. 제안된 방법은 NC method를 활용하여 RCSS를 추출하고, 화소값 이외의 분광지수인 NDWI, NDVI, SAVI, EVI를 입력값으로 함께 고려함으로써 영상의 충분한 정보를 고려하였다. 또한, 선형관계를 가정하는 기존의 상대 방사보정과는 달리 비선형적인 관계를 가정하여 상대 방사보정이 수행되었다. 특히, 비선형적인 관계의 모델링은 다층 퍼셉트론이 활용되었다. 기존의 상대 방사보정 결과와 시각적으로 비교했을 때, 제안된 방법은 방사특성 뿐 아니라 식생의 생태학적특성 또한 보정이 수행되는 것을 확인할 수 있었다. 또한, 정량적 평가하였을 때, 기존의 상대 방사보정 정확도보다 향상되는 것을 확인할 수 있었다.

향후, 입력 및 참조영상을 계절별, 시기별로 충분히 확보하고, 다양한 센서로부터 획득한 영상에 활용함으로써 추가적인 유용성 파악이 이루어져야 할 것이라 판단된다. 또한, 본 연구에서 활용한 분광지수들 이외의 다양한 분광지수를 고려하고, 조합에 따른 영향에 대해 추가적으로 분석이 진행되어야 할 것이다. 최종적으로, 보정된 영상에 대해 변화탐지를 수행함으로써 변화탐지에서의 활용성 연구가 수행되어야 할 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 국토교통부 위성정보 활용센터 설립 운영 사업(과제명: 국토위성정보 수집 및 활용기술개발)의 연구비지원(과제번호: 18SIUE-B148326-01)에 의해 수행되었습니다.

References

- Bai, Y., Tang, P., and Hu, C. (2018), KCCA transformation-based radiometric normalization of multi-temporal satellite images, *Remote Sensing*, Vol. 10, No. 3, pp. 1-21.
- Bao, N., Lechner, A.M., Fletcher, A., Mellor, A., Mulligan, D., and Bai, Z. (2012), Comparison of relative radiometric normalization methods using pseudo invariant features for change detection studies in rural and urban landscape, *Journal of Applied Remote Sensing*, Vol. 6, No. 1, pp. 1-18.
- Biday, S.G. and Bhosle, U. (2010), Radiometric correction of multitemporal satellite imagery, *Journal of Computer Science*, Vol. 6, No. 9, pp. 1027-1036.
- Carvalho, O.A.D., Guimaraes, R.F., Silva, N.C., Gillespie, A.R., Comes, A.T., Silva, C.R., and Carvalho, A.P.F.D.

- (2013), Radiometric normalization of temporal images combining automatic detection of pseudo-invariant features from the distance and similarity spectral measures, density scatterplot analysis, and robust regression, *Remote Sensing*, Vol. 5, No. 6, pp. 2763-2794.
- Chavez Jr, P.S. (1988), An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 24, No. 3, pp. 459-479.
- Choi, J.W. (2015), Unsupervised change detection for very high-spatial resolution satellite imagery by using object-based IR-MAD algorithm, *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol. 33, No. 4, pp. 297-304. (in Korean with English abstract)
- Correa, Y.T.S., Bovolo, F., and Bruzzone, L. (2015), VHR time-series generation by prediction and fusion multi-sensor images, *2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 26-31 July, Milan, Italy, pp. 3298-3301.
- Dai, X. and Khorram, S. (1998), The effects of image misregistration on the accuracy of remotely sensed change detection, *IEEE Transactions on GeoScience and Remote Sensing*, Vol. 36, No. 5, pp. 1566-1577.
- Du, Y., Teillet, P.M., and Cihlar, J. (2002), Radiometric normalization of multitemporal high-resolution satellite image with quality control for land cover change detection. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 82, No. 1, pp. 123-134.
- Elvidge, C.D., Yuan, D., Weerackoon, R.D., and Lunetta, R.S. (1995), Relative radiometric normalization of Landsat multispectral scanner (MSS) data using an automatic scattergram controlled regression, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 61, No. 10, pp. 1255-1260.
- Hang, R., Liu, Q., Song, H., Sun, Y., Zhu, F., and Pei, H. (2017), Graph regularized nonlinear ridge regression for remote sensing data analysis, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observation and Remote Sensing*, Vol. 10, No. 1, pp. 277-285.
- Hong, G. and Zhang, Y. (2008), A comparative study on radiometric normalization using high resolution satellite images, *International Journal of Remote Sensing*, Vol 29, No. 2, pp. 425-438.
- Jiang, W., He, G., Long, T., Ni, Y., Liu, H., Peng, Y., Lv, K., and Wang, G. (2018), Multilayer perceptron neural network for surface water extraction in Landsat 8 OLI satellite images, *Remote Sensing*, Vol. 10, No. 5, pp. 1-22.
- Lee, J.H., Kim, J.S., Jang, H.W., and Lee, J.C. (2013), Drought forecasting using the multi layer perceptron (MLP) artificial neural network model, *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 46, No. 12, pp. 1249-1263.
- Leite, D.M., Vieira, L.B., Fernandes, H.C., Carneiro, J.E.S., Filho, E.I.F., and Santos, N.T. (2012), Use of digital images for evaluating soil compaction in the culture of beans, *Agricultural Engineering*, Vol. 36, No. 2, pp. 217-223.
- Liu, Y., Yano, T., Nishiyama, S., and Kimura, R. (2007), Radiometric correction for linear change-detection technique: Analysis in bi-temporal space, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 29, No. 22, pp. 5143-5157.
- Patra, S., Ghosh, S., and Ghosh, A. (2008), Change detection of remote sensing images with semi-supervised multilayer perceptron, *Fundamental Information*, Vol. 84, No. 3, pp. 429-442.
- Rahman, M.M., Hay, G.H., Couloigner, I., Hemachandran, B., and Bailin, J. (2014), An assessment of polynomial regression techniques for the relative radiometric normalization (RRN) of high-resolution multi-temporal airborne thermal infrared (TIR) imagery, *Remote Sensing*, Vol. 6, No. 12, pp. 11810-11828.
- Reifman, J. and Feldman, E.E. (2002), Multilayer perceptron for nonlinear programming, *Computers and Operations Research*, Vol 29, No. 9, pp. 1237-1250.
- Sadeghi, V., Ebadi, H., and Ahmadi, F.F. (2013), A new model for automatic normalization of multitemporal satellite images using artificial neural network and mathematical methods, *Applied Mathematical Modelling*, Vol. 37, No. 9, pp. 6437-6445.
- Schott, J.R., Salvaggio, C., and Volchok, W.J. (1988), Radiometric scene normalization using pseudo-invariant features, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 26, No. 1, pp. 1-14.
- Seo, K.K. (2014), Development of a sales prediction model of electronic appliances using artificial neural network,

- Journal of Digital Convergence*, Vol. 12, No. 11, pp.209-214.
- Seo, D.K., Kim, Y.H., Eo, Y.D., Park, W.Y., and Park, H.C. (2017), Generation of radiometric, phenological normalized image based on random forest regression for change detection, *Remote Sensing*, Vol. 9, No. 1163, pp. 1-21.
- Seo, D.K., Kim, Y.H., Eo Y.D, Lee, M.H., and Park, W.Y. (2018a), Fusion of SAR and multispectral images using random forest regression for change detection, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol. 7, No. 10, pp. 1-21.
- Seo, D.K., Kim, Y.H., Eo, Y.D., and Park, W.Y. (2018b), Learning-based colorization of grayscale aerial images using random forest regression, *Applied Science*, Vol. 8, No. 8, pp.1-16.
- Suliman, A. and Zhang. Y. (2015), A review on back-propagation neural networks in the application of remote sensing image classification, *Journal of Earth Science and Engineering*, Vol. 5, No. 1, pp. 52-65.
- Taravat, A., Proud, S., Peronaci, S., Frate, F.D., and Oppelt, N. (2015), Multilayer perceptron neural networks model for meteosat second generation SEVIRI daytime cloud masking, *Remote Sensing*, Vol. 7, No. 2, pp. 1529-1539.
- Thakur, A. and Mishra, D. (2017), Hyper spectral image classification using multilayer perceptron neural network & functional link ANN, *2017 7th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering – Confluence*, 12-13 January, Noida, India, pp. 639-642.
- Ya'allah, S.M. and Saradjian, M.R. (2005), Automatic normalization of satellite images using unchanged pixels within urban areas, *Information Fusion*, Vol. 6, No. 3, pp. 235-241.
- Yang, X. and Lo, C.P. (2000), Relative radiometric normalization performance change detection from multi-date satellite images, *Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, Vol. 66, No. 8, pp. 967-980.
- Zhou, H., Liu, S., He, J., Wen, Q., Song, L., and Ma, Y. (2016) A new model for the automatic relative radiometric normalization of multiple images with pseudo-invariant features, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 37, No. 19, pp. 4554-4573.