

고해상도 위성영상을 이용한 산화피해림의 특징추출

Feature Extraction of Forest Fire by Using High Resolution Image

윤보열*, 김 천

Bo-Yeol Yoon*, Choen Kim

한국항공우주연구원 원격탐사그룹*, 국민대학교 산림자원학과

E-mail: byoon@kari.re.kr

요약

본 연구는 전정색(panchromatic) 고해상도 위성영상을 이용하여 산화피해림과 비산화림을 대상으로 수종별로 구분하여 조사하였다. 제안된 방법은 회색단계 공발생 행렬(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)을 통하여 생성된 질감 영상(textural images)과 웨이블릿 분해 영상(wavelet decomposition images)의 융합을 실시하여 질감 영상에서 추출될 수 있는 정보와 웨이블릿 분해를 통해 얻을 수 있는 정보를 획득하고자 하였다. 그 결과로 동일 수종을 형성하는 임반이나 산화피해 정도가 유사한 산림의 경우 영상의 밝기 값의 분포가 일정한 범위 내에서 형성되어 수종 분류 및 산화피해 등급의 구분이 가능했으나, 영상 내 경계효과(edge effect) 현상은 일부 영상에서 나타났다.

1. 서론

그 동안 연구되었던 영상의 분류는 분광 정보를 이용한 방법이 주로 적용되었고 분광정보의 한계점을 극복하기 위한 방법으로 분광정보와 공간정보의 융합(merging)을 기반으로 상호 한계점을 보완해주는 분류방법이 새롭게 제시되고 있는 추세이다. 본 연구는 영상 내 각 화소들의 공간적 상호관계를 이용하여 산림지역을 대상으로 어떤 정보가 추출될 수 있는 지에 관해 연구하였다.

2. 연구지역 및 재료

연구 대상지역은 산불발생(2004. 3. 16)지역인 강원도 강릉시 옥계면 산계리 일대를 중심으로 8개 지역(각각 256 × 256 pixel, 약 154m×154m)을 선정하였다. 표본 자료를 한정된 이유는 두 가지로 첫째, 자료용량의 한계로 인한 영상처리의 어려움이 따르기 때문에 영상의 용량을 줄이기 위한 목적으로 선정하였고, 둘째로는 하나 이상의 수종이 혼합된 지역을 중심으로 선정하여 이종의 특징을 지닌 산림지역의 특징을 추출하기 위함이다.

산불발생지역의 경우 산화피해 등급에 따른 차이가 존재하게 되고 개체목이나 임반

피해에 따른 다양한 특징이 추출될 수 있기 때문에 선정하였으며, 위성영상의 주사 시기는 시기적으로 식생활력도가 높은 시기가 산불피해지와 비 피해지의 구분이 용이하여 여름시기(2004. 7. 9)로 선정하였다

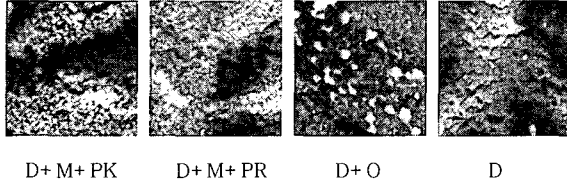


Fig. 1. Training sets in forest fire damaged areas
D: Pinus densiflora, M: mixed forest, PK: Pinus koraiensis, PR: Pinus rigida, O: Bare soil

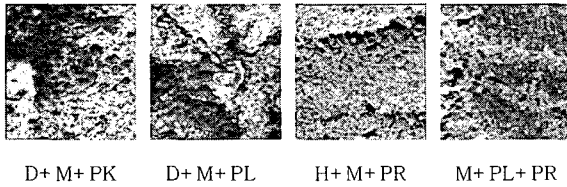


Fig. 2. Training sets in forest areas
D: Pinus densiflora, M: mixed forest, PK: Pinus koraiensis, PL: Lanix leptolepis GORD, H: broad-leaved tree, PR: Pinus rigida

3. 연구방법

(1) GLCM 기법

특징 추출 방법으로 사용된 GLCM의 계산 과정은 크게 4단계로 구분 될 수 있다. 첫째로 GLCM을 정의하고, 두 번째로 GLCM을 생성한 후, 세 번째로 질감 연산을 수행하고 네 번째로 질감 영상을 생성하기 위해 어떠한 연산이 적용되었는지 해석하는 과정으로 나뉘질 수 있다.

GLCM은 이웃 화소들 간의 공간적인 의존성 측정을 통한 질감영상을 생성한다. 생성원리는 질감 패턴상의 회색단계가 반복되는 출현 회수를 각도(angle)와 거리(distance) 함수로 아래의 식(1)로 정의 될 수 있다.

$$Pf(x) = \{C_{ij} \mid (d, \theta)\} \quad (1)$$

식(1)에서 C_{ij} (회색단계 i 와 j 간의 공발생 확률)은 다음과 같이 구체적으로 정의 될 수 있다.

$$C_{ij} = \frac{P(i, j)}{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P(i, j)} \quad (2)$$

사용된 질감매개변수로는 contrast, dissimilarity, Angular Second Moment(이하 ASM), entropy, homogeneity를 사용하였고 각각의 식은 Table 1과 같다.

Table 1. GLCM texture features used

Feature	Expression
ASM	$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} p^2(i, j)$
Contrast	$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i-j)^2 p(i, j)$
Dissimilarity	$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} p(i, j) i-j $
Entropy	$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} p(i, j) (-\ln(p(i, j)))$
Homogeneity	$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i, j)$

(2) 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환은 웨이블릿이라고 불리는 기본 함수(basis function)들을 중첩된 형태로 표현한 함수이다. 이는 모(mother) 웨이블릿을 이동(translating)하고 확장(dilating)함으로써 생성된다. 즉, 수식 (3)에서 $\psi(t)$ 가 근원 웨이블릿이고, $\psi(t)$ 을 b 만큼 이동하고 a 만큼 확장하여 주파수 영역에 따른 다해상도를 갖게 된다

$$WT_{f(a,b)} = \int_{-\infty}^{\infty} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) f(t) dt \quad (3)$$

본 연구에서는 Daubechies 4 웨이블릿 함수를 이용한 웨이블릿 변환을 수행하였다. 웨이블릿 변환은 가장 낮은 저주파 부밴드를 다음 단계의 부밴드들로 분해해 나가는 것으로, 원 영상은 다해상도의 다른 크기를 가지는 구조로 분해된다. 웨이블릿 역변환은 이와 반대 방법으로 처리된다.

분해된 부밴드들은 하나의 저주파 부밴드와 수평, 수직, 대각선 방향 성분을 가지는 고주파 부밴드들로 구성된다. 저주파 부밴드는 원 영상의 축소판(thumbnail version)이기 때문에 모든 웨이블릿 부밴드 중에서 원영상의 근사(approximation)영상을 생성하게 된다. 그리고 수평, 수직, 대각선 부밴드들은 각각 수평, 수직, 대각선 방향의 영상의 에지 정보를 제공하며 HH 부밴드의 경우 세부(detail) 영상을 생성하게 된다(Fig. 3).

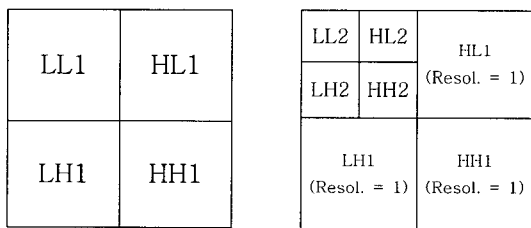


Fig. 3. Image decomposition. (a) one-level, (b) two-level

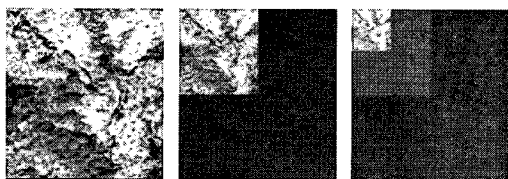


Fig. 4. An example of 2-level wavelet decomposition

(3) 웨이블릿 변환을 이용한 영상융합

육안으로 판단하기에 원 영상과 질감영상에서 관측될 수 없었던 새로운 정보를 추출하고자 원 영상과 질감영상을 각각 1단

계 웨이블릿 분해과정을 수행하여 원 영상의 저주파 통과 필터를 통과한 LL1의 근사(Approximation) 영상에 질감 영상을 분해한 후의 LL1 영상을 적용하여 융합과정을 수행하였다(Fig. 3).

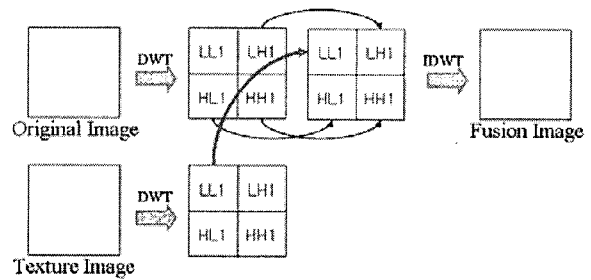


Fig. 5. Wavelet-based image fusion

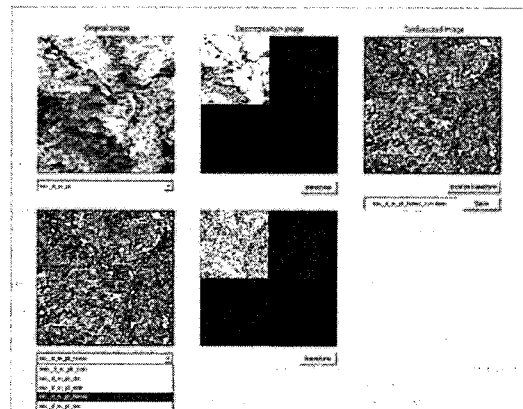


Fig. 6. GUI of wavelet transformation and fusion

4. 결과 및 고찰

(1) GLCM 기반의 질감영상 분석

전반적으로 contrast와 dissimilarity의 질감영상이 육안으로 판단하기에 유사한 결과를 나타내었고 수관부 경계 영역이 강조되어 나타났다. dissimilarity 질감영상의 경우 contrast 보다 미세한 정보를 포함하고 있었다.

entropy 질감영상의 경우 동질의 특징을 지닌 지역일수록 낮은 값을 보이면서 영상

내의 밝기 값이 감소하게 되는데 주로 산화피해림 지역과 단일 수종 분포 지역이 쉽게 탐지 되었다.

homogeneity 질감영상은 ASM과 유사한 경향을 나타내었지만 ASM 질감영상보다 경계 지역이 명확히 구분 되었고 타 질감 영상에 비해 화소의 밝기 차가 존재하였다.

(2) 산림 특징 추출 분석

산화피해림과 비산화림으로 나누어 각각의 웨이블릿 융합 영상의 비교를 통해 산림 내에서 추출 가능한 정보는 Figure 32에서 보는 바와 같이 웨이블릿 변환을 거친 contrast, dissimilarity 질감 영상의 경우 산림 내에서 이종의 성질을 지닌 임상에 대해 경계부분이 강조되는 효과를 나타내었다.

또 다른 산림 내 추출 가능한 정보는 산림 내 동일 수종을 형성하는 임반이나 산화피해 정도가 유사한 산림의 경우 영상의 밝기 값의 분포가 일정한 범위 내에서 형성되어 수종 분류 및 산화피해 등급 결정에 기여할 수 있을 것으로 생각된다

결론은 첫째, 질감영상과 원영상의 웨이블릿 변환 결과 contrast, dissimilarity가 적용된 영상은 주변 경계부 성분 검출에 효과적이었고, 앞으로 임도망 추출에도 적용이 가능할 것으로 생각된다.

둘째, 질감영상과 원영상과의 웨이블릿 융합을 통해 생성된 웨이블릿 영상은 동일 임분 구조에서 수종 별 군집현상을 나타내어 산림분류에 효과적으로 활용될 수 있을 것이다.

셋째, 산화피해림의 등급평가를 위해서 기존에 연구되어 왔던 분류방법과 GLCM 방법을 이용한 질감추출, 웨이블릿 분해와 복원을 통한 웨이블릿 융합이 효과적으로 적용될 경우 산림분류 작업은 더욱 더 정

확한 분석 결과를 나타낼 수 있을 것이다.

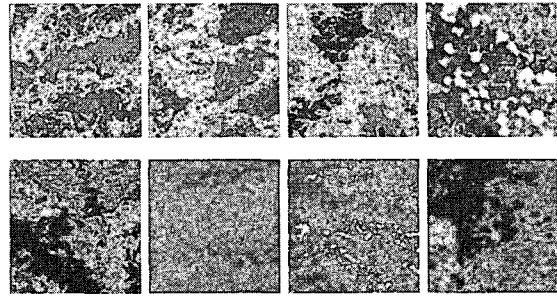
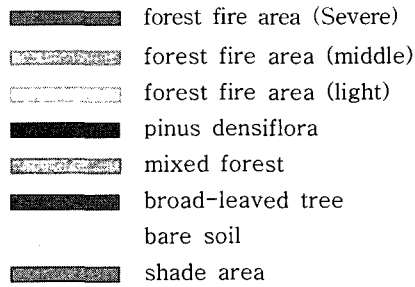


Fig. 7. Pseudo color map of training sets area



[참고문헌]

류희영, 이기원, 2005. 웨이블릿 영상 처리에 의한 도시환경 특성분석 적용, 대한원격탐사학회, 2005 춘계학술대회 논문집, pp.33-36.

Arivazhagan, S., Ganesan, L., 2003. Texture Classification using Wavelet Transform, Pattern Recognition Letters (24), pp. 1513-1521.

David A. Clausi, 2002. An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of grey level quantization, Can. J. Remote Sensing, Vol. 28, No. 1, pp.45-62.

Zhang, Q., Wang, J., Gong, P., & Shi, P., 2003. Study of urban spatial patterns from SPOT panchromatic imagery using textural analysis, International Journal of Remote Sensing, 24, pp.4137 - 4160.