

## 북한 산림황폐지의 질감특성을 고려한 분할영상 기반 토지피복분류

김은숙 · 이승호<sup>†</sup> · 조현국

국립산림과학원

### Segment-based Land Cover Classification using Texture Information in Degraded Forest Land of North Korea

Eun-Sook Kim, Seung-Ho Lee<sup>†</sup>, and Hyun-Kook Cho

Korea Forest Research Institute

**Abstract** : In North Korea, forests were intensively degraded by forest land reclamation for food production and firewood collection since the mid-1970s. These degraded forests have to be certainly recovered for economic support, environmental protection and disaster prevention. In order to provide detailed land cover information of forest recovery project (A/R CDM), this study was focused to develop an improved classification method for degraded forest using 2.5m SPOT-5 pan-sharpened image.

The degraded forest of North Korea shows various different types of texture. This study used GLCM texture bands of segmented image with spectral bands during forest cover classification. When scale factor 40/shape factor 0.3 was used as a parameter set to generate segment image, segment image was generated on suitable segment scale that could classify types of degraded forest. Forest land cover types were classified with an optimum band combination of Band1, Band2, band3, GLCM dissimilarity (band2), GLCM homogeneity (band2) and GLCM standard deviation (band3). Segment-based classification method using spectral bands and texture bands reached an 80.4% overall accuracy, but the method using only spectral bands yielded an 70.3% overall accuracy. As using spectral and texture bands, a classification accuracy of stocked forest and unstocked forest showed an increase of 23~25%.

In this research, SPOT-5 pan-sharpened high-resolution satellite image could provide a very useful information for classifying the forest cover of North Korea in which field data collection was not available for ground truth data and verification directly. And segment-based classification method using texture information improved classification accuracy of degraded forest.

**Key Words** : degraded forest, land cover classification, texture information.

**요약** : 북한의 산림은 1970년대부터 산지개간과 땃나무 채취, 벌목 등에 의해 대규모로 황폐화되었으며, 이러한 산림황폐지는 경제적, 환경적, 재해발생 측면에서 반드시 복구되어야 한다. 본 연구의 목적은 산림황폐지가 대규모로 발견되고 있는 북한 해산 지역에 대해 산림복구사업(A/R CDM 사업)을 계획할 수 있는 잠재적 대상지를 추출하기 위한 목적으로, 입목지와 산림황폐지(무림목지, 개간산지, 산간나지)를 보다 정확하

접수일(2010년 4월 29일), 수정일(1차 : 2010년 10월 15일), 게재확정일(2010년 10월 17일).

<sup>†</sup> 교신저자: 이승호(frishlee@forest.go.kr)

계 분류하기 위한 고해상도 영상 기반의 영상분류기법을 개발하고자 한다.

북한의 산림황폐지 유형은 분광특성뿐 아니라 질감특성에 따라 구분될 수 있다. 따라서 본 연구에서는 2.5m SPOT Pan-Sharpned 영상을 이용해 분할영상을 제작하고 이 과정에서 생성된 질감(texture) 정보를 산림피복 분류 시 분광정보와 함께 활용했다. 분할영상의 제작 시 Scale factor 40/Shape Factor 0.3을 적용하였을 때 각 산림피복 항목을 분리할 수 있는 적절한 규모의 분할조각이 생성되었다. 또한 산림피복을 가장 잘 분류해내는 최적밴드를 선정한 결과, 기존의 분광밴드 1/2/3에 질감밴드인 GLCM\_dissimilarity (밴드2), GLCM homogeneity (밴드2), GLCM\_standard deviation (밴드3)를 추가하였을 때 산림황폐지 유형간 분리도가 가장 커지는 것으로 나타났다.

질감특성을 이용한 분할영상기반 분류결과기법에 따른 분류결과(80.4%)는 분광정보만을 이용하는 방법의 분류결과(70.3%) 보다 정확도가 높았으며, 특히 임목지와 무림목지의 분리에 있어서 약 23~25%의 정확도 향상 효과를 보였다. 결론적으로, 본 연구에서는 직접 현지조사를 하기 어려운 북한지역에 대해 고해상도 위성영상이 효과적인 산림피복분류의 근거를 제공했으며, 영상의 분류 시 질감특성을 함께 활용하는 것이 상세한 산림피복 분류에 있어서 정확도 향상에 기여를 할 수 있다는 것을 확인할 수 있었다.

## 1. 서론

북한의 산림은 1970년대 중반 이후 식량증산을 위한 산지개간과 연료난에 따른 땔나무 채취, 용재림 벌목 등에 의해 대규모로 황폐화되었다. 1997-1999년 Landsat TM 인공위성 자료 분석에 따르면, 북한의 황폐산지(개간산지, 무림목지, 나지)는 1,631 ha로 전 국토의 13.3%를 차지한다(이, 2004). 또한 밭 지역 중 약 24%가 경사 30도 이상의 급경사지에 위치하고 있는 것으로 나타났으며, 이는 산지에 비탈밭, 다락밭이 대규모 건설된 결과라 볼 수 있다(홍, 2008). 이러한 북한의 산림황폐화는 가뭄과 홍수를 조절할 수 있는 산림기능을 약화시켜 농지 매몰, 토지유실로 이어져 식량난을 가중시키는 악순환의 원인이 되고 있으며, 산사태로 인해 도로와 공장 등 산업기반시설에 상당한 피해를 줌으로써 경제난을 가중시키는 원인으로 작용하고 있다(박, 2009). 따라서 북한 농업과 경제의 활성화, 환경의 보전을 위해서 북한의 산림황폐지는 장기적이고 집중적으로 복구가 되어야 하며 이에 과거 산림녹화의 경험을 보유하고 있는 남한의 역할이 매우 크다 할 수 있다.

북한의 황폐산림 복구를 위해 남한의 정부와 민간기업이 함께 효과적으로 지원할 수 있는 사업이 A/R CDM(Afforestation/Reforestation Clean Development Mechanism) 사업이다. A/R CDM 사업은 북한 산림훼손지를 복구하는데 있어서 발생하는 정

지적 문제와 자원확보의 어려움 등의 한계를 극복할 수 있는 장점이 있으며, 산림황폐지 복구를 통해서 탄소배출권을 확보하는 동시에 각종 자연재해를 예방하는 등 여러 가지 측면에서 효과적인 해결방법으로 제시될 수 있다(이, 2007).

기존 연구에 의해 북한 전역에 대한 산림황폐지의 전반적인 분포가 파악되었으나(이, 2004), 기존의 분류지도는 Landsat 위성영상의 격자해상도가 30m로 공간적 정확도가 떨어져 실질적인 CDM 사업계획을 세우기 위한 주제도로는 활용하기 어려운 한계가 있었다. 또한 CDM 잠재적 대상지를 추출하기 위해서는 최근 시점의 산림상태에 대한 영상분석이 이루어질 필요가 있었다. 따라서 북한 산림 복구 계획을 실행가능한 수준으로 수립하기 위해서 현재 시점의 북한산림황폐지의 실태와 세부적인 특징을 고해상도 위성영상을 통해 보다 정확하게 조사하고 지도화하는 작업이 선행되어야 한다. A/R CDM 조건에 부합하는 산림황폐지를 선별하고 복구 전략을 수립하기 위해서는 산림황폐지분류도의 공간정확도를 향상시키고, 황폐지 유형의 분류 기준을 보다 명확하게 정량화할 필요가 있다. 이를 위해 본 연구에서는 임목지와 산림황폐지(무림목지, 개간산지, 산간나지)를 보다 정확하게 분류할 수 있도록 고해상도 영상을 이용한 개선된 영상분류기법을 개발하는 데 초점을 두었다.

## 2. 산림황폐지의 유형과 질감특성

본 연구에서는 산림황폐지를 “과거에는 산지였지만 이후 정상적인 산림 생산활동이 이루어지지 않고 방치되었거나, 경작지 등 타용도로 전용되어 산지 고유의 기능을 발휘하지 못하고 있는 산림지역으로서 조림 등의 복구 행위가 즉시 요구되는 지역”으로 정의하였다(이승호, 2004). 산림황폐지는 지피식생의 정도와 산지의 이용형태에 따라 무림목지, 개간산지, 산간나지 세 가지 유형으로 나눌 수 있다. 북한 전역에 대한 이승호(2004)의 Landsat TM 위성영상 분석 결과, 북한 전체면적 중 약 13.3%가 산림황폐지로 분류되었으며, 그 중 나무를 벌채하고 작물을 재배하는 개간산지가 약 59%, 땔나무 채취 등으로 인해 산림파복률이 낮고 관목상태로 남아 있는 무림목지가 33%, 임목이나 지피식생이 거의 없고 침식이 진행되는 산간나지가 8%를 차지하는 것으로 나타났다.

본 연구의 대상지인 북한 혜산지역은 전 지역의 70% 이상이 해발 1,000 m 이상의 산악지형으로 이루어져 있다(Fig. 1). 과거 산지분포에 대한 정보는 1910년 조선 총독부가 제작한 조선임야분포도를 참고할 수 있다(국립산림과학원, 2009; 이, 1999). 이에 따르면, 혜산은 과거 산악경사지 대부분이 무림목지, 성림지 등 산지에 속하는 것으로 나타났다. 무림목지의 대부분은 화전지역이며 이는 일제시대에도 이미 혜산지역의 산지가 농경지로 전환되어 활용되었다는 것을 말해준다(국립산림과학원, 2009). 그러나 지도의 축척이 50만분의 1로, 공간해상도가 낮아 공간적으로 세밀한 정보와 통계자료를 취득하는 데는 한계가 있다. 이규성(1999)의 북한지역

Landsat 과거 영상 분석에 따르면, 1973년에서 1985년까지의 혜산의 산림면적 감소는 76.4 km<sup>2</sup>로 소규모인데 반해, 1985년에서 1993년 사이의 산림면적은 612.4 km<sup>2</sup>가 감소하여 매우 급격한 변화가 있었다. 산지이지만 임목이 자라지 않는 무림목지 상태의 산림황폐지가 상당히 넓은 면적을 차지하고 있으며, 대규모의 산지개발을 통해 임목지가 농지와 초지로 전환되어 왔다(이, 1999).

혜산 지역에서도 무림목지, 개간산지, 산간나지 등이 주요 산림황폐지 유형으로 발견되었다. 2.5m 해상도의 SPOT-5 Pan-sharpened 영상에서 임목지(stocked forest)는 식생지역임을 나타내는 붉은 계통의 색조에 임목의 수관형성에 따라 나타나는 거친 질감으로 확인될 수 있다. 무림목지(unstocked forest)는 주로 관목이나 초지로 이루어진 지역으로 식생이 파복되어 있기 때문에 임목지와 같이 붉은 계통의 색조를 띄지만 임목의 수관이 발견되지 않으므로 부드러운 질감을 보인다. 개간산지(converted crop land)는 나지와 초지가 혼재되어 있고 농경지임을 보여주는 인위적 조각 형태를 통해 확인할 수 있다(Fig. 2). 산간나지(denuded forest)는 맨땅이 드러난 유형(bare land)과 암반 유형(rock)으로 나눌 수 있다.

북한지역의 다양한 유형의 산림황폐지는 이러한 분광특성과 질감특성의 차이에 따라 구분될 수 있다. 이러한 지역에 질감 특성을 이용한 영상분류기법을 적용하는 것은 형태, 위치, 방향 등과 같은 화소들 간의 공간적인 관계로 형성된 특징, 즉 공간적으로 인접한 화소와의 밝기값 차이를 이용하여 영상을 분석하는 것을 말한다.

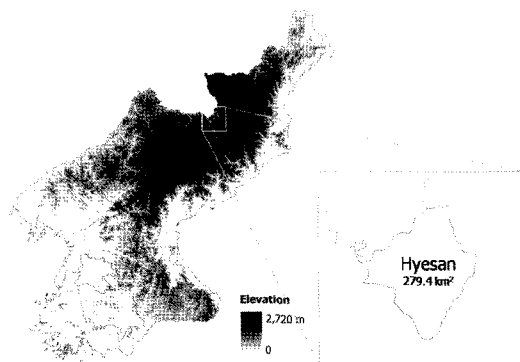


Fig. 1. Study area : Hyesan, North Korea.

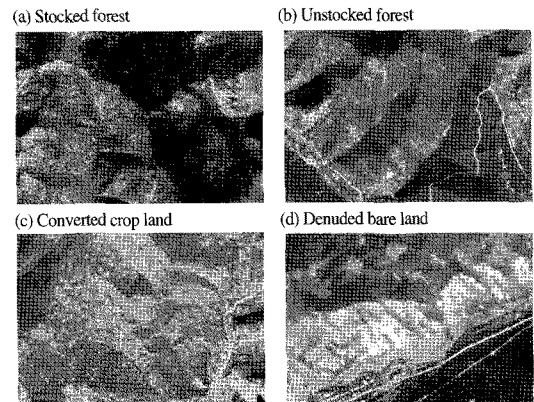


Fig. 2. Several types of forest land cover in Hyesan.

구자용(2007)과 정인철(1999)은 영상의 질감특성을 이용했을 때, 도시지역의 토지피복분류 정확도가 향상됨을 확인했다. 그러나 국내에서는 아직 산림지역의 영상 분류에서 질감특성을 활발히 활용하고 있지 못하다.

반면, 국외에서는 산림구조 및 특성을 분류하기 위해 분광특성과 질감특성을 함께 활용하여 분류정확도를 향상시키는 연구가 꾸준히 진행되고 있다. Wijaya(2008)는 Landsat ETM+ 영상을 이용해서 조밀한 산림지, 벌목지, 산불훼손지/소개림(open forest), 개벌지/나지 등 다양한 산림피복을 분류하기 위해 Haralick *et al.*(1973)이 제안한 질감특성 인덱스인 GLCM을 활용했으며, 분광정보만을 이용했을 때 정확도가 71%였던 것을 GLCM 지수인 분산(variance), 대비(contrast), 이질성(dissimilarity), 동질성(homogeneity)를 함께 활용해서 분석했을 경우 81%까지 분류정확도가 올라감을 보여주었다. Kimes(1999)는 SPOT HRV 영상을 이용하여 1차림과 2차림을 분류하는 데 GLCM, GLDV를 이용했으며, Coburn(2004)는 산림의 수종을 Pine/Douglas-Fir, Douglas-Fir/Pine, young Pine으로 구분하는데 있어서 다중스케일의 질감정보를 이용해서 이용해 분류정확도를 향상시킨 바 있다.

이에 본 연구에서는 2.5m SPOT-5 Pan-Sharpned 영상을 이용하여 입목지, 무립목지, 개간산지, 산간나지 등 여러 유형의 산림피복을 분류하기 위해, 질감정보를 활용하여 분류정확도를 향상시키는 것을 목적으로 하고 있다. 영상 분할(segmentation)을 통해 분할조각 단위의 질감특성을 생성하고, 분류에 효과적인 질감정보를 선별하여 북한 산림황폐지 유형을 보다 정확하게 분류할 수 있는 최적의 방법을 도출하고자 한다.

### 3. 연구자료 및 방법

SPOT 5호는 2002년 프랑스 SPOT Image사에서 발사한 위성으로서, 촬영된 영상은 10 m 공간해상도의 가시광선, 근적외선 밴드와 2.5 m 공간해상도의 전정색 밴드를 보유하고 있다. 본 연구에서는 영상판독을 더욱 효과적으로 하기 위해 SPOT-5의 10 m 해상도 다중분광밴드와 2.5 m 해상도 전정색 밴드를 융합하여 생성한 2.5 m Pan-sharpened 영상을 분석에 이용했다.

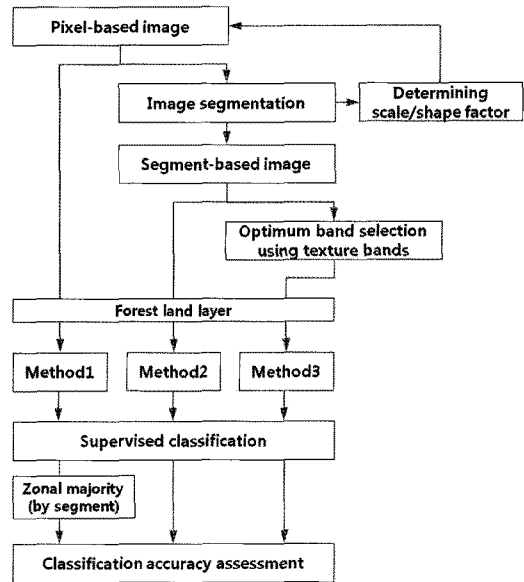


Fig. 3. Study scheme.

2007년 9월 24일에 촬영된 영상을 이용했으며, 입목의 낙엽은 지지 않았으나 경작지는 수확이 이루어진 곳이 많아 나지특성과 식생특성이 혼재되어 있는 상태였다.

본 연구의 전체적인 연구흐름은 Fig. 3과 같다. 본 영상을 이용해 먼저 영상의 질감특성을 추출하기 위해 분할영상을 제작하고, 산림황폐지 유형을 가장 잘 분할하는 최적의 밴드조합을 선정했다. 또한 영상정보의 특성이 유사한 산지의 경작지와 비산지의 경작지를 구분하기 위해 산지/비산지 레이어를 생성했으며, 본 연구에서는 산지 레이어에 한해 분광정보와 질감정보를 함께 이용해 토지피복을 상세하게 분류했다. 최종적으로 북한 해산지역의 산림황폐지 분류지도를 산출하고, 분할영상을 이용하지 않는 분류방법, 질감정보를 이용하지 않는 분할영상기반 분류방법의 결과와 정확도를 비교·평가했다.

#### 1) 분할영상의 제작

본 연구에서 적합한 영상분할 방법은 하나의 픽셀에서 시작해서 주변 픽셀을 병합(merge)해 나가는 bottom-up 과정을 통해서 이루어진다(Definiens-imaging, 2000). 많은 단계를 거쳐, 작은 이미지 객체가 더 큰 하나의 객체로 병합되며, 최종적으로 이미지 객체의 이질성(heterogeneity)의 변화량이 최소화되도록 새로운 객체가 생성된다.

이질성은 분광이질성(spectral heterogeneity)과 형태이질성(shape heterogeneity)으로 나눌 수 있다. 분광 이질성은 각 분광 레이어의 표준편차의 총합으로 정의된다. 그러나 영상을 분할하는 과정에서 분광이질성을 최소화하는 것만을 기준으로 적용하면, 나뭇가지(branch) 모양의 길쭉한 분할객체가 생성되는 경향이 있다. 이러한 이유 때문에 분광 이질성과 형태 이질성의 기준을 함께 혼용하여 사용하는 것이 효과적이다.

객체의 병합과정에서 발생하는 전체적인 공간이질성의 변화량( $f$ )은 분광이질성 변화량( $h_{color}$ )과 형태이질성 변화량( $h_{shape}$ )의 합이며,  $w$ 는 형태이질성 변화량에 대한 분광이질성 변화량의 상대적 가중치를 나타내는 값(0~1)으로, 본 연구에서 적용한 shape factor는 (1-w)를 말한다.

$$f = w \cdot h_{color} + (1 - w) \cdot h_{shape} \quad (Eq. 1)$$

$$h_{shape} = w_{compact} \cdot h_{compact} + (1 - w_{compact}) \cdot h_{smooth} \quad (Eq. 2)$$

$h_{color}$ 는 병합 후 객체의 분광이질성과 병합전의 두 객체의 분광이질성의 차이이며,  $h_{shape}$ 는 병합 후 객체의 형태이질성과 병합전의 두 객체의 형태이질성의 차이를 말한다(Eq. 1).  $h_{shape}$ 의 경우는 상대적 가중치( $w_{compact}$ )(0~1)를 고려한  $h_{compact}$ 와  $h_{smooth}$ 의 합으로 설명된다(Eq. 2).  $h_{smooth}$ 는 객체의 둘레길이의 비(ratio),  $h_{compact}$ 는 객체의 둘레길이의 비(ratio)와 객체의 픽셀개수의 비이다. 본 연구에서는  $w_{compact}$ 를 0.5로 설정하여  $h_{compact}$ 와  $h_{smooth}$ 이 동일한 비중을 가진다고 가정했다.

하나의 객체가 주변 객체를 병합할 때, 인접한 이미지 객체 쌍은 공간이질성의 변화량( $f$ )이 가장 작게 되도록 병합된다. 만일 주변 픽셀을 병합하는 과정에서 나타나는 공간이질성의 변화량( $f$ ) 중 가장 작은 값이 scale factor에 의해 정의된 임계치를 초과할 경우에는 해당 segment 생성 프로세스가 중단된다. 따라서 scale factor는 객체의 전체적인 크기를 결정하는 핵심적인 기준값이다.

위의 scale factor와 shape factor의 조합에 따라 토지피복의 분류정확도가 50%~85%까지 큰 영향을 받기 때문에 해당 영상에 가장 적절한 영상분할 규모를 찾아내는 것이 필요하다(이, 2007). 본 연구에서는 북한 산림황폐지 분류에 가장 적절한 규모의 분할 영상을 제작

하기 위해 scale factor와 shape factor를 변화시켜 산림황폐지 유형을 효과적으로 구분하는 값을 선정했다. 북한 산림황폐지 유형 중 특히 산간나지는 분할조각 생성시 개간산지와 구분이 잘 되지 않는 문제가 발생해, 산간나지를 효과적으로 분리할 수 있는 scale factor/shape factor 임계치를 찾아내는 것이 필요했다. 필요한 매개변수 결정을 위해 scale factor 30, 40, 50, shape factor 0.1, 0.3, 0.5로 매개변수 조합을 만들어 분할조각을 생성시켜서 무림목지, 개간산지, 산간나지 signature의 분리도를 통계적으로 비교했다.

## 2) 최적밴드선정

영상분할 과정을 통해 1,2,3밴드 GLCM texture index(contrast, correlation, dissimilarity, entropy, homogeneity, standard deviation)의 18개 밴드가 새로 생성된다. 그러나 밴드의 개수가 너무 많고 유효밴드가 아닌 경우도 있어 각 밴드의 산림피복(입목지, 무림목지, 개간산지, 산간나지(침식지), 산간나지(암반지))에 대한 signature 분리도를 비교해 1차적으로 가용한 밴드를 선정했다. 우선 선정된 질감 밴드는 GLCM\_dissimilarity\_band2, GLCM\_homogeneity\_band2, GLCM\_stddev\_band3이다(Fig. 4). Fig. 4에서 class1, class2, class3, class4, class5는 각각 입목지, 무림목지, 개간산지, 산간나지(맨땅, 암반)을 말한다.

동질성(homogeneity)는 지역적 균일성을 나타내며, 대각선상에 위치한 GLCM 요소의 수치가 높을수록 높아진다(Eq. 3). 이질성(dissimilarity)은 동질성(homogeneity)와 반대되는 개념으로 GLCM 요소들이 상호 얼마나 다른가를 측정하며 이 차이가 클수록 높은 값을 가진다(Eq. 4). 표준편차(standard deviation)은 지역내의 명도차가 클수록 높다(Eq. 5)(정, 1999).

$$GLCM\_Homogeneity = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{ij}}{1 + (i + j)^2} \quad (Eq. 3)$$

$$GLCM\_Dissimilarity = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{ij} |i - j| \quad (Eq. 4)$$

$$GLCM\_Standard\ Deviation = \sqrt{\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{ij} (i_j - \mu_{i_j})^2} \quad (Eq. 5)$$

최종적으로 토지피복분류에 이용할 밴드 조합을 결정하기 위해 영상의 기본적인 화소 정보를 나타내는 Band1\_mean, Band2\_mean, Band3\_mean에 질감밴

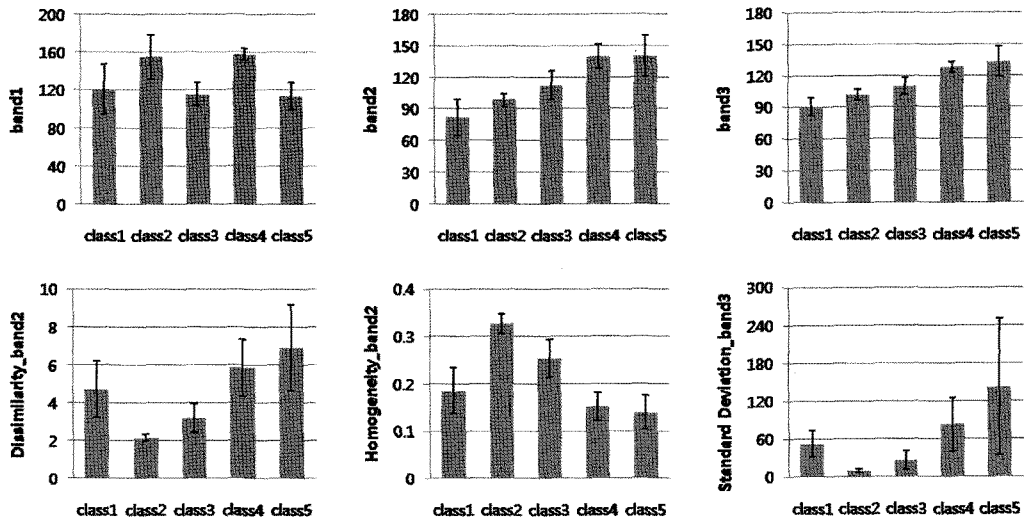


Fig. 4. 6 bands for band selection analysis.

드를 추가한 밴드조합을 만들어서 signature 분리도를 평가했다. signature 분리도 평가지수로는 Transformed Divergence, Jefferies-Matusita Distance를 이용했으며 두 지수에서 모두 높은 분리도를 보인 밴드조합을 최종 선정했다(Chang, 2004).

### 3) 토지피복분류와 정확도 평가

산지와 비산지를 함께 토지피복분류를 실시할 경우, 화소 특성이 유사한 농경지와 개간산지, 일반나지와 산간나지 등이 원활하게 구분되지 않는 문제가 있었다. 또한 산림훼손지 복구의 범위는 산지에만 적용되는 것이기 때문에, 본 연구의 분석대상은 산지 지역에 국한하였다. 일반적으로 산지를 정의할 때 지형적 기준인 경사도, 기복량, 고도 등이 사용된다(채미옥, 2005). 본 연구에서는 북한만의 전체적인 산지/비산지 경계 기준으로 이용된 바 있는 경사8도를 기준을 산지의 경계기준으로 적용했다(농림부, 2002). 산지/비산지 경계를 구분하기 위해 30m DEM을 이용해 해당지역의 경사도를 구한 후, 위의 경사8도를 기준으로 산지 경계를 설정했다. 그러나 산지 내부에 있지만 능선부 등 평탄지인 관계로 비산지로 구분된 지역을 산지로 편입하고, 본 연구의 2.5m SPOT 분석영상과 30m DEM 간의 공간스케일 차이에 의해 경계가 비정합하는 문제가 발생하는 지역은 고해상도인 SPOT 영상을 기준으로 경계를 재조정하여 최종적인 산지/비산지 경계를 확정했다(Fig. 5).

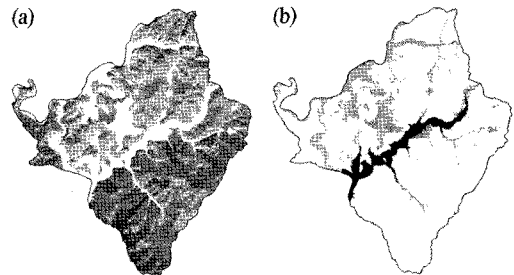


Fig. 5. Dividing layers (a) forest land (b) non-forest land.

산지 레이어는 입목지, 무림목지, 개간나지, 산간나지로 분류항목을 적용했고, 산간나지는 맨땅 형태의 나지와 암반지역을 구분해서 분류했다. 각 토지피복 항목을 대표할 수 있는 분할조각을 선정해 signature를 생성하고 감독분류(supervised classification)을 실시했다. Signature는 밴드선정 과정에서 분리도를 분석하기 위해 이용된 signature를 동일하게 이용하였다.

질감특성을 고려한 분할영상 기반 토지피복분류의 효과를 평가하기 위해 세 가지 토지피복분류방법을 수행하여 비교·평가하였다. 분광정보만을 이용해서 화소 기반으로 분류하고 차후에 분할조각 단위로 결과를 그룹핑하는 방법, 분광정보만을 이용해서 분할영상기반으로 분류하는 방법, 분광정보와 질감정보를 함께 이용해서 분할영상기반으로 분류하는 방법 등 세 가지 방법을 적용했다. 동일한 지역을 대상으로 signature를 생성했으며, 세 가지 방법에 대해 각각 감독분류를 수행하고

정확도검증을 실시했다.

정확도검증을 위해서는 현지조사를 통한 자료수집이 필요하나 북한지역의 경우 현지조사가 가능하지 않기 때문에 고해상도 위성영상을 이용한 간접적인 방법을 적용했다. 1 m 공간해상도를 가진 KOMPSAT-2 영상을 육안판독하고 본 영상이 확보되지 못한 지역은 SPOT 2.5 m Pan-sharpened 영상을 보완자료로 이용하여 정확도 평가의 근거자료로 이용하였다. 정확도 평가는 산지 레이어(입목지, 무림목지, 개간산지, 산간나지)의 분류정확도 평가에 한정했으며 대상지에 1km 간격으로 지점을 설정하여 육안판독으로 토지피복 항목을 할당하고 확인이 불가능한 지점은 제외하였다. 총 209개 지점의 토지피복이 확인되었다.

#### 4. 결과 및 토의

산림황폐지의 분류에 적절한 규모의 분할 조각을 생성하기 위해서 최적의 scale/shape factor 값을 찾아냈다(Fig. 6). 각 매개변수 조합을 적용해 만들어진 분할 조각의 산림황폐지(무림목지, 개간산지, 산간나지의 분리도를 평가하기 위해 T-test를 실시했다. 그 결과, 무림목지, 개간산지, 산간나지(맨땅) 사이에서는 모든 매개변수 조합에서 band2, band3에서 99% 이상의 신뢰도로 유의한 차이가 발생하는 것으로 나타났다. 반면 개간산지와 산간나지(암반)에서는 scale factor 40, shape factor 0.5 이상의 규모에서는 신뢰도가 급격히 감소되

는 것으로 나타나(Table 1), 최종적으로 유의한 분할 조각 규모의 임계치를 scale factor 40, shape factor 0.3로 결정했다.

위에서 결정된 매개변수 조합을 적용해 분할영상을 만들고 각 분할 조각에 해당하는 평균분광정보와 질감정보를 추출했다. 기존의 분광특성을 보유하고 있는 Band1\_mean, Band2\_mean, Band3\_mean에 기 선정된 질감밴드(diss\_band2, homo\_band2, stdev\_band3)를 조합하여 밴드 조합을 만들고 입목지, 무림목지, 개간산지, 산간나지의 signature의 분리도를 평가했다. 그 결과, 질감밴드를 추가한 경우 기존 분광밴드만 이용했을 경우보다 분리도가 향상되었다. 밴드 1/2/3에 diss\_band2, homo\_band2, stdev\_band3 질감밴드를 모두 이용한 조합이 가장 높은 토지피복간 분리도를 보였으며, T. Divergence 에서 모든 피복분류의 분리도가 2000으로 포화상태에 이르렀다(Table 2).

따라서 band1, band2, band3, diss\_band2, homo\_band2, stdev\_band3을 최적밴드조합으로 선정하고 6개 밴드를 보유한 영상을 이용해 감독분류를 실시했다. 분할영상의 활용과 질감정보 이용의 효과를 비교하기 위해 화소 단위로 분류하고 분할 조각 단위로 분류항목을 재설정하는 방법(방법1), 분할영상의 분광정보만으로 분류하는 방법(방법2), 분할영상의 분광정보와 질감정보를 함께 이용해 분류하는 방법(방법3)을 적용하고 결과를 비교하였다(Fig. 7).

방법1과 방법2의 결과에서 토지피복의 분포 양상이 대체적으로 유사한 패턴을 보인 반면, 방법3은 입목지와 무림목지의 분포가 방법 1,2와는 매우 다르게 나타났

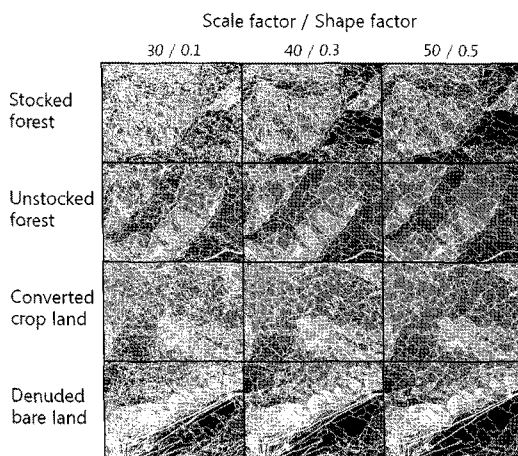


Fig. 6. Scale/shape factor test for image segmentation.

Table 1. T-test for converted crop land and denuded rock

Band1 Band2 Band3	Scale Factor			
	30	40	50	
Shape Factor	0.1	2.415*	2.386*	2.238*
		-3.357**	-3.096**	-2.626*
		-3.937**	-3.875**	-3.079**
Shape Factor	0.3	2.309*	2.458*	2.100*
		-3.712**	-3.727**	-2.892*
		-4.075**	-4.188**	-3.169**
Shape Factor	0.5	2.622*	1.886	1.973
		-3.090**	-2.256*	-2.103*
		-3.396**	-2.424*	-2.167*

\*: 신뢰도 95% 이상, \*\*: 신뢰도 99% 이상

Table 2. Texture band selection

#	Band Combination (band1/2/3_mean +)	Separability T. Divergence JM Distance		stocked forest vs. degraded forest	stocked forest vs. converted crop Land	stocked forest vs. denuded bare land	stocked forest vs. denuded rock	unstocked forest vs. converted crop Land	unstocked forest vs. denuded bare land	unstocked forest vs. denuded rock	converted crop land vs. denuded bare land	converted crop land vs. denuded rock	denuded bare land vs. denuded rock
		AVG	MIN										
1	-	1936 1323	1421 1076	1421 1076	1997 1391	2000 1412	2000 1358	1999 1404	2000 1407	2000 1362	1982 1346	1971 1112	1986 1363
2	diss_band2	1999 1387	1992 1262	2000 1414	2000 1414	2000 1414	2000 1402	2000 1407	2000 1410	2000 1389	1992 1373	2000 1262	2000 1389
3	homo_band2	1998 1398	1995 1356	2000 1414	2000 1414	2000 1414	2000 1383	2000 1407	2000 1413	2000 1413	1995 1377	1995 1356	1995 1387
4	stdev_band3	1999 1388	1993 1281	2000 1406	2000 1411	2000 1414	2000 1393	2000 1408	2000 1411	2000 1401	1993 1371	2000 1281	2000 1387
5	diss_band2 homo_band2	2000 1407	1999 1391	2000 1414	2000 1414	2000 1414	2000 1404	2000 1412	2000 1414	2000 1414	1999 1394	2000 1391	2000 1396
6	diss_band2 stdev_band3	1999 1403	1994 1367	2000 1414	2000 1414	2000 1414	2000 1410	2000 1409	2000 1413	2000 1411	1994 1378	2000 1367	2000 1396
7	homo_band2 stdev_band3	2000 1406	1998 1390	2000 1414	2000 1414	2000 1414	2000 1397	2000 1411	2000 1414	2000 1414	1998 1390	2000 1397	2000 1396
8	diss_band2 homo_band2 stdev_band3	2000 1410	2000 1398	2000 1414	2000 1414	2000 1414	2000 1414	2000 1413	2000 1414	2000 1414	2000 1398	2000 1403	2000 1402

※ diss : dissimilarity / homo : homogeneity / stdev : standard deviation

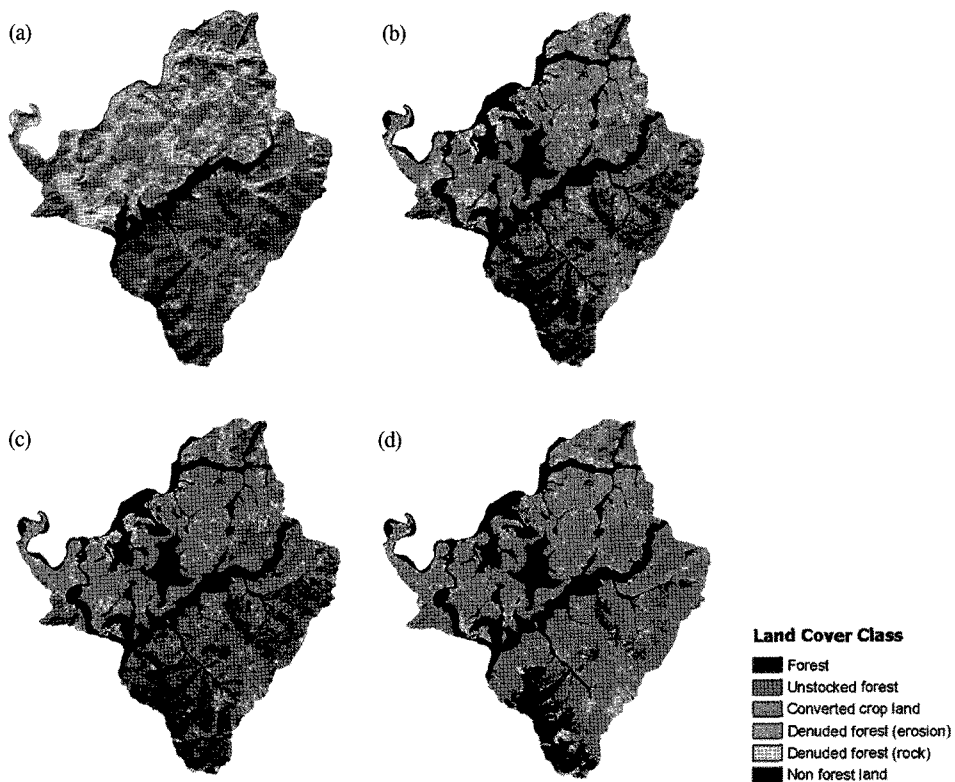


Fig. 7. Land cover map by supervised classification (a) original image (b) pixel-based classification & grouping (c) segment-based classification (d) segment-based classification using texture information.



다. 또한 방법 1,2에서는 방법3과는 달리 개간산지가 분포한 지역에 산간나지(맨땅)이 많이 분포해 있는 특징을 보였다. 두드러진 차이는 입목지와 황폐산지의 면적이다. 방법1,2는 입목지가 약 48 km<sup>2</sup>, 무림목지가 57~60 km<sup>2</sup>로 분류된 반면, 방법3에서는 입목지가 약 26 km<sup>2</sup>, 무림목지가 약 77 km<sup>2</sup>로 분류되어 큰 차이를 보였다 (Table 3).

분류결과의 정확도를 평가한 결과, 전체적인 분류정확도(overall accuracy)에서 방법1은 69.4%, 방법2는

Table 3. Area of each land cover class (unit: km<sup>2</sup>)

	Method1	Method2	Method3
Stocked forest	47.9	47.6	25.8
Unstocked forest	57.1	59.7	77.2
Converted crop Land	83.0	84.7	96.1
Denuded bare land	14.6	14.9	6.4
Denuded rock	22.3	18.0	19.5

70.3%, 방법3은 80.4%로 방법3의 정확도가 가장 높았다 (Table 4). 방법1과 방법2에서는 입목지의 생산자정

Table 4. Error matrix

## (a) Pixel based classification &amp; grouping

		Training Set Data					Sum	Producer's Accuracy (%)
		Stocked forest	Unstocked forest	Converted crop land	Denuded bare land	Denuded rock		
Classification Data	Stocked forest	18	27	1	0	0	46	39.1
	Unstocked forest	1	54	1	0	0	56	96.4
	Converted crop land	0	3	66	1	1	71	93.0
	Denuded bare land	0	5	5	4	0	14	28.6
	Denuded rock	0	5	12	2	3	22	13.6
Sum		19	94	83	7	4	209	-
User's Accuracy (%)		94.7	57.4	77.6	57.1	75.0	-	69.4

## (b) Segment based classification using spectral information

		Training Set Data					Sum	Producer's Accuracy (%)
		Stocked forest	Unstocked forest	Converted crop land	Denuded bare land	Denuded rock		
Classification Data	Stocked forest	15	27	0	0	0	42	35.7
	Unstocked forest	4	56	3	0	0	63	88.9
	Converted crop land	0	3	68	1	1	73	93.2
	Denuded bare land	0	3	8	5	0	16	31.3
	Denuded rock	0	5	6	1	3	15	20.0
Sum		19	94	85	7	4	209	-
User's Accuracy (%)		78.9	59.6	80.0	71.4	75.0	-	70.3

## (c) Segment based classification using spectral and texture information

		Training Set Data					Sum	Producer's Accuracy (%)
		Stocked forest	Unstocked forest	Converted crop land	Denuded bare land	Denuded rock		
Classification Data	Stocked forest	18	5	0	0	0	23	78.3
	Unstocked forest	0	75	0	0	0	75	100.0
	Converted crop land	0	10	67	0	0	76	88.2
	Denuded bare land	0	1	4	4	0	9	44.4
	Denuded rock	1	3	14	3	4	26	15.4
Sum		19	94	85	7	4	209	-
User's Accuracy (%)		94.7	79.8	78.8	57.1	100.0	-	80.4

확도(producer's accuracy)는 높은 반면 사용자정확도(user's accuracy)는 39%, 36%로 매우 낮게 나타난 것으로 보아 분류결과가 입목지를 과대평가했다는 것을 알 수 있었다. 방법3에서는 입목지의 생산자정확도와 사용자정확도가 95%, 78%로 방법1,2보다 향상된 것으로 나타났다. 방법1,2의 입목지 과대평가는 무림목지의 과소평가와 직접적인 관계가 있었다. 이에 따라, Table 3에서 나타난 입목지의 과대분류, 무림목지의 과소분류가 오분류의 결과라는 것을 유추할 수 있다. 입목지와 무림목지간의 분류정확도만 비교한 결과 방법1은 72.0%, 방법2 69.6%, 방법3 94.9%로, 질감정보를 이용함에 따라서 23~25%의 정확도가 향상되었다.

산간나지의 경우 생산자정확도에 비해 사용자정확도가 14~44%로 매우 낮게 나타났으며, 이는 모든 방법에서 대체적으로 산간나지가 과대분류되었다는 것을 의미한다. 특히, 산간나지(암반)의 경우 사용자정확도가 14~20%로 매우 낮게 나타났으며, 이는 개간산지가 산간나지(암반)으로 오분류되는 경우가 다수 발생했기 때문이다.

## 5. 결론

본 연구에서는 산림황폐지 유형을 효과적으로 구분할 수 있는 분할영상 매개변수 값의 임계치를 scale factor 40, shape factor 0.3로 결정했다. 그러나 이정빈(2007)이 Landsat ETM+ 영상을 이용한 경기도 안산시를 대상으로 한 토지피복분류에서는 scale factor 10, shape factor 0.1이 가장 높은 분류정확도를 보였고, 최상일(2004)의 IKONOS 영상을 이용한 우면산 지역 식생분류에서는 scale factor 300, shape factor 0.2를 가장 적절한 매개변수로 설정한 반면, 조영욱(2002)의 IKONOS 영상을 이용한 대전지역의 토지피복분류에서는 scale factor 20이 적절한 규모의 분할영상을 생성함을 보여주었다. 즉, 적절한 분할영상의 규모는 영상의 종류와 지역조건(지형과 식생 등), 그리고 분류목적에 따라 달라질 수 있기 때문에 분할영상기반 토지피복분류를 실시하기 위해서는 연구대상지에 대한 적절한 사전분석이 선행되어야 한다.

분할영상의 분광정보와 질감정보를 활용하여 토지피

복분류를 실시한 결과, 질감정보를 활용하지 않은 방법보다 전체적인 분류정확도가 약 10%, 입목지와 무림목지 간의 분류는 정확도가 약 23~25% 향상된 것으로 나타나, 토지피복분류시 분광정보 뿐 아니라 공간정보를 함께 활용하는 것이 효과적이었음을 확인할 수 있었다. 특히 입목지와 무림목지의 경우 가장 큰 개선효과를 도출할 수 있었으며, 이는 입목지와 무림목지가 분광특성에 큰 차이가 나지 않지만 질감특성은 매우 큰 차이가 있으므로, 질감정보의 추가가 두 토지피복을 분리하는데 기여했기 때문이다.

반면, 산간나지 경우 모든 방법에서 정확도가 높지 않았으며, 이는 산림의 황폐지가 단일한 피복특성을 가지고 있지 않기 때문이다. 특히 개간산지의 경우 초지의 특성과 나지특성이 혼재되어 있기 때문에 초지의 특성은 무림목지, 나지의 특성은 산간나지와 분리가 까다로운 경향이 있었다. 따라서 개간산지의 경우 여러 피복특성이 혼합되어 있는 공간특성을 반영하도록 분할조각의 적정규모를 결정하고, 다중시기 영상을 사용하여 개간산지의 작물생장변화 특성을 고려하면 보다 정확한 무림목지/개간산지/산간나지의 분류가 가능할 것으로 보인다.

조립 CDM 사업계획 수립을 위해서는 산림의 토지피복 유형을 상세하게 구분하는 것이 필요한데, 이는 황폐지의 유형에 따라 적용할 수 있는 복원과 조립계획이 다르게 세워져야 하기 때문이다. 따라서 본 연구의 분할영상기반 분류기법과 질감정보를 토지피복분류에서 활용하는 방법은 북한의 황폐산지의 복구를 위해 필수적인 산림황폐지 분포정보에 대한 보다 향상된 기초자료를 제공해 줄 것이라 판단된다.

그러나 본 연구에는 몇 가지 한계점이 있다. 세부적인 매개변수 값이나 선정된 질감밴드 이용의 효과는 북한 해산 지역의 산림황폐지에 국한되어 분석된 것이기 때문에 타지역에 그대로 적용하기에는 문제가 있다. 북한의 산림황폐지는 이용하는 해당 지역과 이용하는 영상의 종류와 시기에 따라 분광특성 및 공간특성이 매우 상이하게 나타나고 있기 때문에 타 지역에 본 방법을 적용할 경우에는 연구지역과 이용 영상에 대해 최적으로 설정된 매개변수와 최적밴드를 이용해 분류를 수행해야 의미 있는 토지피복분류 효과를 얻을 수 있을 것이다. 또한 북한과 같은 접근불능지역의 경우 현지자료의 수

집이 어려워 분류정확도 검증에 한계가 있다. 본 연구에서는 KOMPSAT2 영상만을 이용해 검증자료를 수집하였으나, 추가적으로 다양한 고해상도 영상을 함께 활용하고 국경지역을 중심으로 현지자료를 직접 취득하여 정확도 검증에 활용하는 것이 필요하다.

결론적으로, 본 연구에서는 직접 현장조사를 하기 어려운 북한지역에 대해 고해상도 위성영상이 효과적인 산림피복분류의 근거를 제공했으며, 영상의 분류 시 지역적 조건에 적절한 질감정보를 함께 활용하는 것이 산림황폐지 유형을 분류하는 데 있어서 정확도 향상에 큰 기여를 할 수 있다는 것을 확인할 수 있었다. 향후, 다시 기 영상을 확보하여 각 유형에 대한 시계열적 특징을 분류에 추가적으로 함께 활용한다면 보다 더 정확도 높은 산림 황폐지 분류가 가능해질 것이라 생각된다.

## 참고문헌

- 구자용, 2007. 고해상도 위성영상을 이용한 토지피복도 제작기법 연구, *지리학연구* 41(1): 83-94.
- 박경석, 이성연, 박소영, 2009. 1990년대 경제난 이후 북한 산림관리 변화 연구, *통일문제연구* 51: 459-492
- 이규성, 정미령, 윤정숙, 1999. 북한 지역 산림면적 변화의 추이와 특성, *한국임학회지* 88(3): 352-363.
- 이동근, 오영출, 김재욱, 2007. A/R CDM을 위한 북한 지역의 산림변화 연구, *한국환경복원녹화기술학회지* 10(2): 97-104.
- 이승호, 2004. 북한 산림자원의 황폐화 현황과 남·북한 임업협력의 발전방향, *농업생명과학연구* 38(3): 101-113.
- 농림부, 2002. 북한의 농업기반 특성과 정비방안 연구 - 북한의 산림과 산지의 개간실태 및 복구방안, p. 273-337.
- 이정빈, 허준, 어양담, 2007. 객체 기반 영상 분류에서 최적 가중치 선정과 정확도 분석 연구, *대한원격탐사학회지* 23(6): 521-528.
- 정인철, 1999. SPOT HRV 영상을 이용한 부산 지역 토지피복분류에 있어서의 질감의 기여에 관한 평가, *한국지리정보학회지* 2(1): 32-44.
- 조선업야분포도 공간자료(국립산림과학원, 2009).
- 조영욱, 한동엽, 김용일, 유기준, 2002. 객체지향영상분석을 통한 대전지역 IKONOS 영상의 분류, 2002년 대한 토목학회 학술대회.
- 채미옥, 엄형민, 송하승, 2005. 계획적 국토관리를 위한 산지관리제도의 개선방향, *국토연구원*.
- 최상일, 박종화, 2004. 고해상도 위성영상과 객체지향 분류기법을 이용한 식생도, 2004 한국지형공간정보학회 학술대회.
- 홍석영, 임상규, 이승호, 이정철, 김이현, 2008. 위성영상을 이용한 북한의 농업환경 분석 1. Landsat TM 영상을 이용한 북한의 지형과 토지피복분류, *한국환경농학회지* 27(2): 120-132.
- 장 혼, 윤완석, 신동준, 2004. 혼합화소와 정준상관분석을 이용한 감독분류의 최적밴드선정에 관한 연구, *대한국토학회지* 24(6): 963-970.
- Coburn, C. A. and A. C. B. Roberts, 2004. A multiscale texture analysis procedure for improved forest stand classification, *International Journal of Remote Sensing* 25(20): 4287-4308.
- Definiens-imaging, 2000. eCognition Professional 4.0 User Guide 4.
- Haralick, R.M., Shanmugam, K., and Dinstein, J., 1973. Textural features for image classification, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. SMC-3 : 610-621.
- Jensen, J. R., 2007. 원격탐사사 디지털 영상처리(제3판), 시그마프레스.
- Kimes, D.S., R.F. Nelson, W.A. Salas, and D.L. Skole, 1999. Mapping secondary tropical forest and forest age from SPOT HRV data, *International Journal of Remote Sensing* 20(18): 3625-3640.
- Wijaya, A., P. R. Marpu, and R. Gloaguen, 2008. Geostatistics texture classification of tropical rainforests in indonesia. In Shi Stein and Bijker, editors, *Quality in spatial data mining*, 199-210. CRC Book Series.