

## UAS 기반의 수체탐지를 위한 영상분류기법 비교연구

이근상<sup>1</sup> · 김석구<sup>2</sup> · 최연웅<sup>3\*</sup>

### A Comparative Study of Image Classification Method to Detect Water Body Based on UAS

Geun-Sang LEE<sup>1</sup> · Seok-Gu KIM<sup>2</sup> · Yun-Woong CHOI<sup>3\*</sup>

#### 요 약

최근 무인비행시스템(UAS)에 대한 관심이 높아지고 있으며, 홍수시 UAS를 활용하여 침수모니터링을 수행하기 위해서는 촬영된 영상으로부터 수체를 효과적으로 탐지할 수 있는 기법 개발이 필요하다. 본 연구에서는 RGB와 NIR+RG 밴드를 탑재한 UAS를 활용하여 영상을 획득하였으며, 감독분류기법을 적용하여 수체탐지 정확도를 평가하였다. 먼저 RGB 영상에 의한 수체의 영상분류 정확도 평가에서는 인공신경망과 최소거리법의 Kappa 계수가 각각 0.791과 0.783로 높게 나타났으며, 최대우도법이 0.561로 가장 낮게 나타났다. 또한 NIR+RG 영상에 의한 수체의 영상분류 정확도 평가에서는 Mahalanobis와 최소거리법이 각각 0.869와 0.830으로 높게 나타났으며, 인공신경망법이 0.779로 매우 낮게 나타났다. 특히 RGB 밴드에서는 송산유원지의 수목이나 초지가 수체로 오분류되는 문제가 발생하였으나, NIR+RG 밴드에서는 이러한 문제가 많이 개선되었다. 따라서, RGB 밴드에 비해 NIR+RG 밴드를 탑재한 영상이 Mahalanobis와 최소거리법을 적용시 수체를 탐지하는데 효과적인 것으로 나타났다.

주요어 : 무인비행시스템, 영상분류, 수체, 근적외선 밴드

#### ABSTRACT

Recently, there has been a growing interest in UAS(Unmanned Aerial System), and it is required to develop techniques to effectively detect water body from the recorded images in order to implement flood monitoring using UAS. This study used a UAS with RGB and NIR+RG bands to achieve images, and applied supervised classification method to evaluate the accuracy of water body detection. Firstly, the result for accuracy in water body image classification by RGB images showed high Kappa coefficients of 0.791

2015년 7월 10일 접수 Received on July 10, 2015 / 2015년 8월 31일 수정 Revised on August 31, 2015 / 2015년 9월 4일 심사완료 Accepted on September 4, 2015

1 전주비전대학교 지적토목학과 Dept. of Cadastre and Civil Engineering, Vision University of Jeonju

2 ㈜공간정보 Geospatial Information Co. Ltd.

3 조선이공대학교 토목건설과 Dept. of Civil Engineering, Chosun College of Science & Technology

\* Corresponding Author E-mail : ywchoi@est.ac.kr

and 0.783 for the artificial neural network and minimum distance method respectively, and the maximum likelihood method showed the lowest, 0.561. Moreover, in the evaluation of accuracy in water body image classification by NIR+RG images, the magalanobis and minimum distance method showed high values of 0.869 and 0.830 respectively, and in the artificial neural network method, it was very low as 0.779. Especially, RGB band revealed errors to classify trees or grasslands of Songsan amusement park as water body, but NIR+RG presented noticeable improvement in this matter. Therefore, it was concluded that images with NIR+RG band, compared those with RGB band, are more effective for detection of water body when the mahalanobis and minimum distance method were applied.

**KEYWORDS :** *Unmanned Aerial Vehicle, Image Classification, Water body, Near Infrared Band*

## 서론

여름철 집중호우에 따른 홍수피해는 해마다 많은 인명 및 재산피해를 가져오고 있다. 홍수 발생시 피해지역에 대한 정확한 피해현황이나 침수지역에 대한 정량적인 모니터링은 수재해 복구 및 대책업무 수행시 매우 중요한 자료원이 된다(Lee and Jeong, 2008). 현재 국내의 경우 침수지역에 대한 모니터링을 위해 주로 위성영상이나 현지조사에 의존하고 있다. 위성 영상에 의한 침수지역 모니터링은 강우시 구름에 의한 기상여건으로 침수지역에 대한 영상을 얻기 힘든 실정이며, 특히 분석하고자 하는 시기의 영상을 얻기 위해서는 영상의 주기해상도와 정확히 일치해야 하는 근본적인 문제가 있다(Jang, 2005). 또한 현지조사에 의한 조사의 경우는 주요 지점에 대한 국부적인 조사수준이어서, 비교적 넓은 지역에 대한 모니터링 및 지도제작이 어려운 상황이다. 따라서 침수지역 모니터링을 위한 근본적인 대책이 필요한 시점이며, 본 연구에서는 최근 공간정보 분야에서 각광받고 있는 무인비행시스템(UAS: Unmanned Aerial System)에 대한 검토 및 적용성을 평가하였다.

UAS는 위치정보와 자세정보를 취득하는 GPS(Global Positioning System)와 INS(Inertial

Navigation System) 센서를 비롯하여 영상을 촬영하는 카메라가 탑재되어 있으며(Kim, 2014), 최근에는 VRS(Virtual Reference Station) 측량이 가능한 UAS까지 출시됨에 따라 실시간 3차원 공간영상정보 취득이 용이하게 되었다. 특히 UAS는 고해상도의 자료를 안정적, 반복적으로 취득할 수 있다는 장점을 이유로 공간정보제작, 방재, 국토개발, 농업 및 환경 등 다양한 분야에서 활발한 연구가 지속적으로 진행되고 있으며(Choi *et al.*, 2011; Kim, 2014), 2008년 ISPRS 학술회의에서는 「UAS를 활용한 맵핑」이라는 주제로 저고도 및 고고도 UAS 플랫폼과 카메라 마운트 개발, 관측센서 통합을 위한 검정(calibration) 및 정확도 평가, UAS 특성을 고려한 자료처리 및 항공삼각측량 기법 개발, UAS 자료의 대측척 맵핑 등의 연구결과가 발표되었다(Colomina *et al.*, 2008; Nebiker *et al.*, 2008; Nagai *et al.*, 2008). 또한 최근에는 농업이나 식생연구 분야에 UAS를 많이 활용하고 있으며, 대표적으로 Juan *et al.*(2013)은 UAS를 이용하여 양파의 입면적 지수를 평가하여 생육상태를 파악하였으며, Juliane *et al.*(2015)은 바이오매스 모니터링을 위해 UAV 기반의 식생지수 분석을 통해 작물의 성장상태를 분석한 바 있다.

국내에서도 UAS를 이용한 연구들이 수행되어 왔다. 대표적으로 Yoo *et al.*(2006)은 UAS

기반의 저고도 영상을 이용한 대축척 영상지도 제작에 관한 연구를 수행하였으며, Kim(2007) 및 National Disaster Management Institute (2007)은 UAS의 방재분야 활용 가능성을 제시하였고, Choi and Lee(2009)은 UAS 기반 저가의 멀티센서시스템을 위한 Georeferencing 연구를 수행하였다. 또한 Choi *et al.*(2011)과 Han *et al.*(2010)은 UAS 기반의 실시간 공중 모니터링 시스템 구축 및 실시간 공중 자료 획득 시스템을 위한 실시간 위치결정 연구를 수행하였으며, Jung *et al.*(2010)은 변화가 빈번한 도시지역의 3차원 공간정보 취득을 위한 무인헬기 사진측량 기법을 제시하였다.

또한 영상기반의 피복분류 연구사례를 살펴보면, 먼저 Park *et al.*(2001)은 Landsat 영상을 활용하여 토지피복도를 구축하였으며, Yoon *et al.*(2001)은 토지피복도 제작을 위해 다시기 Landsat ETM+ 영상의 정합 및 지표피복 정확도를 평가하였다. 그리고 Kang *et al.*(2006)은 인공신경망 모형을 이용하여 토지피복 분류를 수행하였고, Hong *et al.*(2008)은 영상분석을 통해 북한의 농업환경을 분석하였다. 그 외 토지피복분류에 관한 실증연구를 비롯하여(Sakong and Rim, 2003), 영상분류기법을 통해 지표온도 분석 등 다양한 분야에 활용한 연구도 많이 수행되었다(Lee and Kim, 2005).

UAS를 활용한 침수지역 및 피해지역 모니터링 기술은 비교적 저렴한 비용으로 원하는 시기의 영상을 얻을 수 있다는 장점이 있다. UAS는 크게 고정익과 회전익으로 구분되며, 하천을 따라 범람되는 지역에 대해서는 고정익 UAS를 활용하는 것이 효과적이고 내수침수 등과 같이 침수취약지역에 대한 시계열 모니터링을 하기 위해서는 한 곳에서 지속적인 촬영이 가능한 회전익 UAS가 유리할 것으로 판단된다.

UAS 기술을 활용하여 침수지역에 대한 모니터링을 위해서는 수체 탐지에 효과적인 센서를 탑재하는 것이 중요하다. 영상분류 기법을 이용하여 수체를 추출하는 연구에서 촬영시기와 대상지역의 지형적 특성이 매우 중요하다. 가시광

선 영역인 RGB 밴드를 활용하여 수체를 추출하는 과정에서 주변의 초지나 산림의 색조 변화나 그림자 영향으로 다른 피복클래스가 수체로 오분류되는 경우가 매우 많다.

본 연구에서는 UAS를 기반으로 홍수시 침수지역에 대한 모니터링 기술을 확보하기 위해, 수체를 촬영한 영상에 대해 다양한 영상분류기법에 의한 영상 정확도를 평가하였다. 특히 RGB 밴드를 비롯하여 수체에 민감하게 반응하는 근적외선(NIR) 밴드를 탑재한 카메라를 함께 활용하여 각 센서별로 다양한 영상분류기법을 적용하였다. 영상분류는 RGB와 NIR 밴드에 대해 최소거리법(MDM: Minimum Distance Method), 최대우도법(MLM: Maximum Likelihood Method), 인공신경망(ANN: Artificial Neural Network) 그리고 Mahalanobis와 같은 감독분류를 실시하였으며, 수체 경계를 독취한 자료와 비교하여 각 피복 클래스별 점유면적을 계산하였고 Kappa 계수를 통해 영상분류기법별 정확도를 평가함으로써 수체 탐지에 효과적인 센서와 영상분류기법을 제시하는 것을 목적으로 하였다.

## 영상분류기법과 수체영역 추출

영상분류기법이란 영상내의 유사한 특징을 가진 화소들을 하나의 집단으로 구분하여 영상 전체를 제한된 수의 객체 집단으로 구분하는 과정이다. 영상 분류를 통하여 생성된 결과 자료는 더 이상 화소마다 밴드별 수치 화소값을 가지고 있는 영상자료가 아니라, 화소마다 자신이 구분되어 소속되어진 집단에 대한 정보만을 기록하게 된다(Lee and Choi, 2014).

영상의 분류에는 분류 클래스를 분석자가 사전에 정하여 영상 자료의 화소들을 설정되어 있는 분류 클래스 중의 하나로서 분류하는 감독분류(Supervised Classification) 방법과 분류 클래스를 사전에 결정하지 않고 단순히 유사성이 높은 화소들을 하나의 집단으로 소속되게 하여 다수의 집단으로 구성된 결과물을 생성한 후에 각 집단의 특징을 분석함으로써 주

체도를 생성하는 무감독분류(Unsupervised Classification)가 있다.

감독분류에서는 사전에 설정된 분류 클래스에 대하여 그 분류 클래스를 대표할 수 있는 화소 집단을 분석자가 선정하게 되는데 이러한 화소 집단을 훈련 자료(training data)라고 하며, 훈련자료의 영역을 ROI(Region Of Interest) 라고 한다. 영상분류에서 감독 분류가 주로 활용되며, 감독분류에는 최소거리법, 최대우도법, 인공신경망 그리고 Mahalanobis 방법 등이 있다(Lee and Choi, 2014).

감독분류 중 최소거리법에서는 입력 화소로부터 모든 분류 클래스의 훈련 자료에 대한 중심까지의 거리를 계산하여 그 거리가 가장 짧은 분류 클래스로 해당 화소의 클래스를 설정한다. 이 때, 거리는 단순한 분광 공간상에서의 거리로서 특정 화소  $X$  로부터 분류 클래스  $A$  간의 거리는 식 (1)과 같이 계산된다.

$$SD_A = \sqrt{\sum_{i=1}^n (\mu_{A,i} - X_i)^2} \quad (1)$$

여기서  $n$ 은 영상 자료의 밴드 개수,  $X_i$ 는 해당 화소의  $i$  밴드의 수치 화소값,  $\mu_{A,i}$ 는  $A$  분류 클래스 훈련 자료의 밴드별 평균값을 나타낸다. 최소거리법은 단순히 훈련 자료의 중심까지의 거리만을 계산하여 분류를 수행하므로 매우 빠르다는 장점을 가지나 훈련 자료의 분포 특성을 고려하지 못한다는 단점을 가지고 있다.

최대우도법은 정규 분포를 기본으로 한 확률 밀도 함수에 의한 분류 기법으로서 통계적 분류 기법 중 가장 우수한 성능을 보이는 것으로 알려져 있다. 단, 정규 분포에 의한 확률 밀도 함수를 근간으로 하므로 훈련 자료가 정규 분포의 형태를 보이는 경우에만 우수한 성능을 기대할 수 있다. 최대우도법에서 우도(likelihood)  $D$ 는 식 (2)와 같이 계산된다.

$$D_i = \ln(a_i) - 0.5 \ln(|C_i|) - 0.5(X - \mu_i)^T C_i^{-1} (X - \mu_i) \quad (2)$$

여기서  $D_i$ 는 입력 화소의 분류 클래스  $i$ 까지의 Likelihood,  $X$ 는 입력 화소 벡터,  $C_i$ 는 분류 클래스  $i$ 의 훈련 자료에 대한 공분산 행렬,  $\mu_i$ 는 분류 클래스  $i$ 의 훈련 자료에 대한 평균값 벡터,  $T$ 는 전치 행렬,  $a_i$ 는 사전 확률을 의미한다(Kim *et al.*, 1998).

인공신경망 모델은 1943년 맥컬릭과 피스에 의해 개념이 발전되어 왔으며 그들은 단순한 뉴런들의 수많은 결합들이 인간 두뇌에서의 계산능력의 원천이라고 생각했다. 인공신경망 모델은 뉴런에서의 가중 입력의 합이 임계치보다 크면 뉴런이 활성화되지만, 가중 입력값의 합이 임계치보다 적을 경우에는 뉴런이 반응하지 않는 개념으로써 단순한 논리기능의 수행이 가능하였다. 특히 1980년대 중반에는 은닉층과 BP(Back Propagation) 알고리즘을 통해 여러 가지 문제들을 해결하는 계기를 만들었다(Lin and Lee, 1995). 인공신경망 모델은 1단계로 학습할 입력패턴을 신경망에 입력하여 출력을 구하고, 2단계에서 출력과 목표치의 차이를 구한 후 3단계에서 오차값을 역방향으로 전파시키면서 출력층의 연결강도와 은닉층의 연결강도를 변경하는 과정을 반복한다(Robert, 1992).

Mahalanobis 방법은 정규분포의 확률밀도함수  $f(x)$ 가 주어졌을 때 분포의 중심에서 임의 점  $x$ 에 이르는 확률적 거리를 통해 영상을 분류하는 방식으로 넓은 의미의 최소거리법(MDM)에 해당된다. 영상분류에 이용되는 Mahalanobis 거리( $d$ )는 분산의 차이와 각 축간 모집단의 공분산을 고려하여 보정을 하는 개념으로서 식 (3)과 같이 계산된다.

$$d_k^2 = (x - \mu_k)^T \cdot \sum_k^{-1} \cdot (x - \mu_k) \quad (3)$$

여기서  $x$ 는 특정공간의  $i$ 차원의 값이며,  $\mu_i$ 는 분류 클래스  $i$ 의 훈련 자료에 대한 평균값 벡터,  $T$ 는 전치행렬 그리고  $\sum_k$ 는 분류 클래스  $k$ 의 모집단 분포에 있어서 차원간의 분산공분산 행렬을 의미한다(Fauvel *et al.*, 2013;

Saleh, 2014).

항공기나 인공위성에 탑재된 센서에 기록되는 총 복사휘도( $L_t$ )는 그림 1과 같이 네 가지로 구성된 전자기에너지의 합수로 되어 있다.

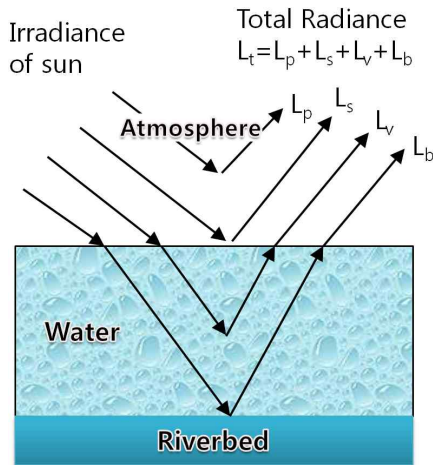


FIGURE 1. Total radiance of water

$$L_t = L_p + L_s + L_v + L_b \quad (4)$$

여기서,  $L_p$ 는 수표면에 실제로는 도달하지 않는 태양복사량이 센서에 기록되는 복사휘도이며,  $L_s$ 는 대기와 물의 접촉면에 도달하는 복사휘도를 의미한다. 또한  $L_v$ 는 실질적으로 수표면을 투과하여 물과 수중의 유기·무기성분과 작용하고 난 후, 바닥까지 도달하지 않고 다시 대기중으로 탈출하는 태양복사량의 복사휘도이며,  $L_b$ 는 수표면을 투과하여 수체 바닥에 도달하는 복사휘도이다(Mumby *et al.*, 1997; Pasqualini *et al.*, 1997).

수체탐지를 위한 원격탐사 연구에서 수체로 입사된 광의 흡수와 산란과정을 이해하는 것이 매우 중요하다. 수체 입사광의 최소 흡수 및 최대 산란은 약 400~500nm의 청색 파장대, 그 중에서도 약 460~480nm에서 나타나며, 520~580nm의 녹색 및 황색 입사광은 상대적으로 적은 산란이 일어나면서 수체에 잘 흡수된다. 또한 물분자에 의한 오렌지 및 적색 파장 영역인

580~740nm에서는 흡수에 비해 산란이 매우 작고, 근적외선 및 중적외선 영역인 740~2,500nm에서는 산란이 거의 없고 흡수가 매우 크게 나타난다. 따라서, 육지와 순수한 물을 구분하기 위한 가장 좋은 파장대 영역은 740~2,500nm 사이의 근적외선 및 중적외선 파장영역에 해당되며, 이 영역에서 수체는 입사 복사속의 대부분이 흡수되기 때문에 매우 어두운 색을 보이게 된다(George and Ioannis, 2013; Leif *et al.*, 2013).

## 적용 및 분석 결과

### 1. 연구대상지 및 UAS 제원

본 연구에서는 UAS 기반의 수체 탐지를 위한 영상분류기법을 적용하기 위해 그림 2와 같이 광주광역시 광산구 송산동에 위치하고 있는 송산유원지를 연구대상지로 선정하였다. 송산유원지는 황룡강 본류에 섬 형태로 조성된 공원이며, 주변에 도로나 농경지 등의 다양한 피복 클래스들이 혼재되어 있어 영상분류 기법을 적용하기에 좋은 지역이다. 송산유원지 중 실제 영상분석에 이용된 지역은 약 가로 400m, 세로 600m 정도의 영역을 가지고 있다.

영상분류에 활용할 UAS용 항공영상은 스위스 SenseFly 사에서 제작한 eBee 모델을 이용하여 취득하였다. eBee 제원은 날개길이 96cm, 중량 약 0.69kg, 그리고 최대 50분 동안 비행이 가능하다. 또한 eBee 모델은 순항 속도는 40~90km/h, 최대풍속은 12m/s, 그리고 이착륙반경은 약 5m이다. UAS는 단일비행시 12km<sup>2</sup>의 면적에 대한 3차원 공간정보를 취득할 수 있다. 그림 3은 본 연구에서 사용한 UAS의 사진과 제원을 나타낸 것이다.

디지털 카메라는 일본 Canon 사의 IXUS 127 모델을 사용하였다. IXUS 127의 초점거리는 4.3~21.5mm이며 0.43" (5.7×4.2mm)의 CCD 센서를 사용한다. 디지털카메라 크기는 93.2×57.0×20.0mm이며 무게는 배터리를 포함하여 약 135g이다.

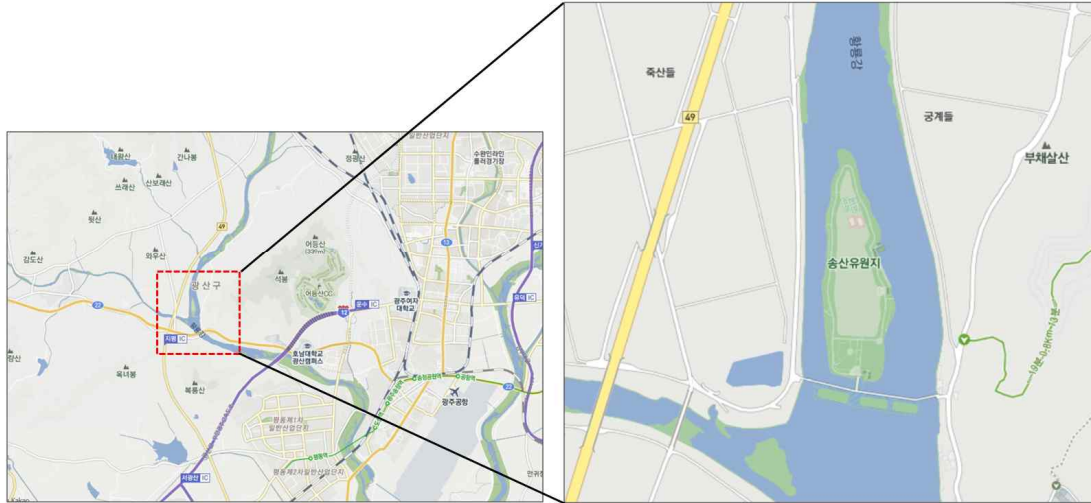


FIGURE 2. Study area

	Company	SenseFly
	Wing length	0.96m
	Weight	0.69kg
	Battery	11.1 V, 2150mAh
	Flying time	50min
	Flying velocity	40~90km/h
	Radius for landing	5m

FIGURE 3. UAS specification

2. 영상촬영 및 GCP 측량

촬영고도, 해상도, 중중복도, 비행경로 설정, 그리고 취득한 영상의 GPS와 INS 로그파일을 영상과 매칭하기 위해 eMotion SW를 이용하였다. 대상지역의 중중복도는 70% 그리고 횡중복도는 50%로 비행촬영 계획을 수립하였다. 또한 촬영기준면에 대한 평균 촬영고도는 약 130m로 설계하였으며, 총 촬영 영상은 122매로 나타났다. 그리고 영상의 평균 GSD(Ground Sampling Distance)는 약 0.05~0.06m로 확보하였으며, 수체 탐지를 위해 RGB 밴드 외에 근적외선 밴드용 필터를 장착하여 영상을 촬영하였다. 아울러 촬영된 영상에 대해 Postflight Terra 3D S/W를 활용하여 영상을 접합하였으

며, 이 때 위치 및 표고정확도를 위해 유원지 주변으로 VRS 측량을 수행하여 그림 4와 같이 6개의 지상기준점(GCP: Ground Control Point)을 선정하였다. GRS80 TM 기준의 지상기준점 측량 성과는 표 1과 같다.

TABLE 1. Coordinates of GCPs

GCP	E(m)	N(m)	H(m)
1	175832.91	284702.62	21.97
2	175947.49	284785.42	19.93
3	176139.87	284756.28	18.84
4	175932.21	285066.19	20.57
5	175713.38	285196.99	22.93
6	176062.11	285179.99	21.28

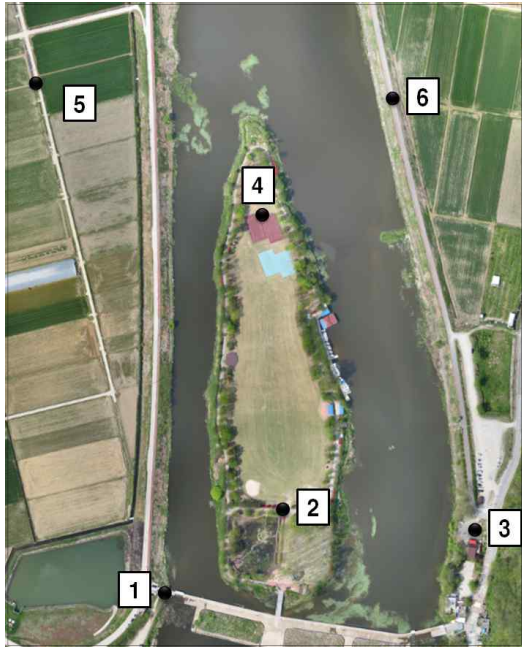


FIGURE 4. GCP location

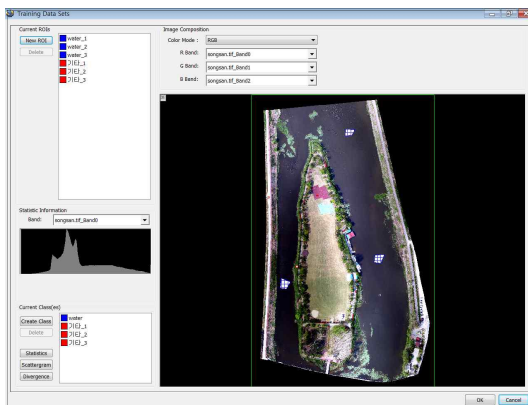
### 3. 영상분류 정확도 평가

영상분류를 위해 먼저 RGB와 NIR+RG 밴드 별 정사영상에 대해 마스킹을 수행한 후 0.1m 크기로 Resampling을 수행하였다. 일반적으로 토지피복도를 구축하기 위해 이용되는 항목에

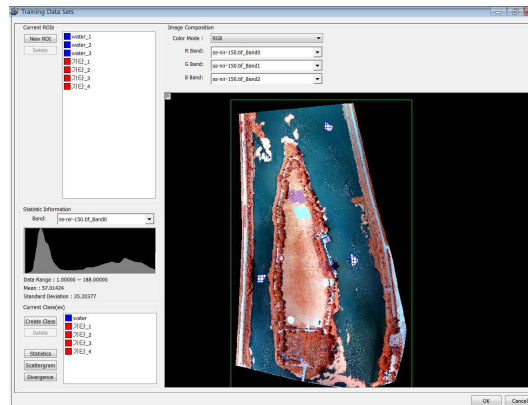
는 수역(수체), 도심지, 산림, 초지, 나대지 등 다양하며, 최근에는 객체기반 영상분류기법을 통해 항목별로 정확도 높은 토지피복도를 추출하고 있다. 본 연구에서는 홍수기 UAS 기반의 수체탐지를 위한 영상분류에 초점을 맞춘 것으로서, 영상분류를 위해 그림 5와 같이 ROI (Region Of Interest)를 수체(water)와 기타로 구분하여 취득하였다.

훈련자료를 이용하여 수체를 탐지하기 위해 본 연구에서는 RGB와 NIR+RG 밴드로 촬영된 영상에 대해 최소거리법, 최대우도법, 인공신경망 그리고 Mahalanobis와 같은 감독분류를 수행하여 그림 6과 7의 결과를 얻었다. 특히 인공신경망법을 적용시 학습률(Learning Rate)은 10%, 은닉층의 노드수 (Number of Hidden Nodes)는 6개, 허용오차는 10% 이내 그리고 최대 반복수는 1000회로 하여 적용한 결과, 그림 8과 같이 301회만에 수렴하였으며 전체 정확도는 약 97.92%를 나타냈다.

영상분류 결과에 대한 정확도 평가방법에는 해당 클래스에 대한 검증점을 일부 선정하여 활용하는 방법과 해당 클래스 영역 전체를 독취하여 활용하는 방법이 있다. 일반적으로 토지피복 클래스가 많을 경우 시간적인 제약을 고려하여 첫 번째 방법이 이용되나, 본 연구에서는 수체 추출에 초점을 맞추었기 때문에 두 번



(a) RGB band



(b) NIR+RG band

FIGURE 5. ROI for image classification

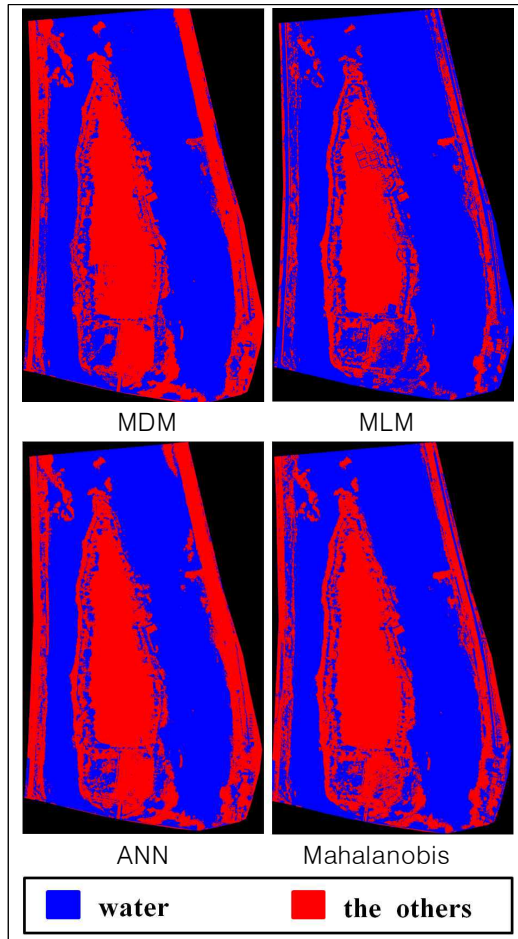


FIGURE 6. Image classification using RGB

재 방법을 활용하여 정확도 평가를 수행하였다. 따라서, 영상분류기법을 통해 분류한 수체영역에 대한 정확도를 평가하기 위해 그림 9와 같이 화면 디지털이징을 통해 수체영역을 수동 독취한 후 RGB와 NIR+RG 밴드를 기반으로 최소거리법, 최대우도법, 신경망 그리고 Mahalanobis 방법을 활용하여 분류한 피복도와 중첩하여 각 클래스별 적합도를 셀별로 분석하였다.

표 2와 3은 각각 RGB와 NIR+RG 밴드를 기반으로 최소거리법, 최대우도법, 신경망 그리

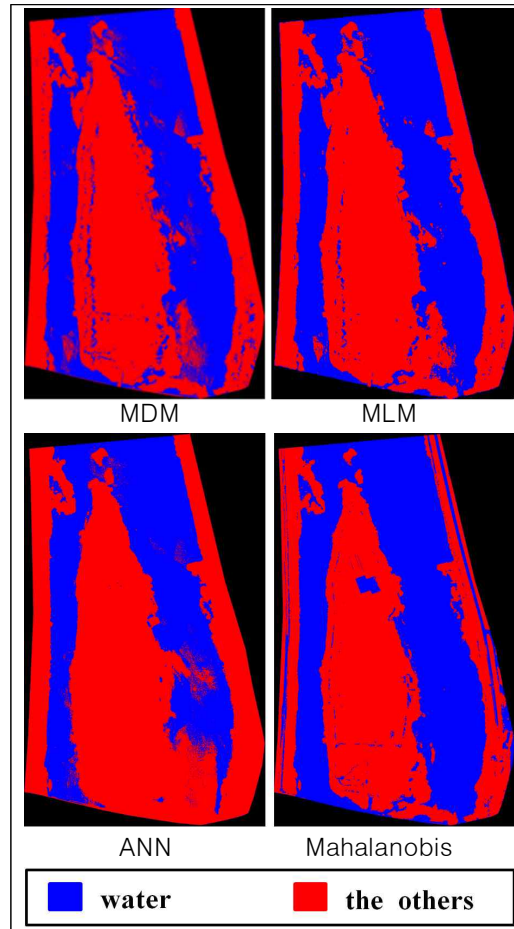


FIGURE 7. Image classification using NIR+RG

고 Mahalanobis 방법을 활용하여 분류한 피복도와 수동 독취한 피복도 사이의 클래스별 면적분포와 Kappa 계수를 분석한 것이다.

Kappa 계수는 카테고리 정보에 대한 평가항목들간의 일치도를 측정하는 통계적 지표로서, 완전 불일치인 0으로부터 완전일치인 1 사이의 값을 갖는다.

$$k = \frac{\Pr(a) - \Pr(e)}{1 - \Pr(e)} \quad (5)$$



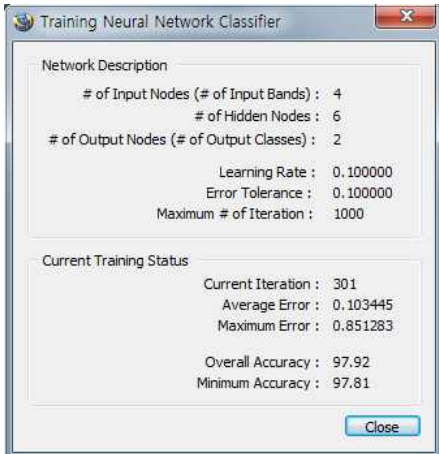


FIGURE 8. Trainig result of Artificial Neural Network

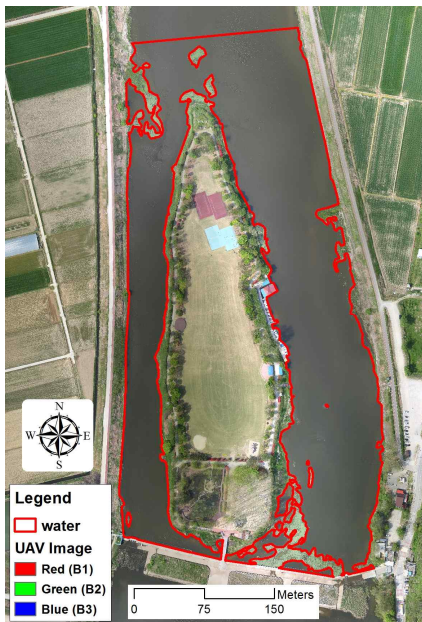


FIGURE 9. Digitized landcover boundary

여기서,  $k$ 는 Kappa 계수,  $Pr(a)$ 는 데이터에서 관찰된 2개 평가항목의 일치 확률,  $Pr(e)$ 는 2개 평가항목들이 데이터로부터 계산된 확률적으로 일치할 확률을 의미한다(Helmut *et al.*,

2012; Mielke and Berry, 2009).

먼저, RGB 밴드를 활용하여 분류한 수체 영역의 정확도 평가결과는 다음과 같다. 영상분류에서 가장 많이 활용되는 최소거리법과 최대우도법의 Kappa 계수는 각각 0.783과 0.561로 최소거리법이 높게 나타났다. 또한 신경망과 Mahalanobis 방법에 의한 Kappa 계수는 각각 0.791과 0.751로 나타났다. RGB 밴드를 활용한 영상분류기법 중 신경망을 활용한 Kappa 계수가 0.791로 가장 높게 나타났으며, 최소거리법과 Mahalanobis 방법도 0.75 이상으로 비교적 높게 나타났다. 그림 6의 분류결과를 볼 때, 모든 영상분류기법에서 송산유원지내 수목이나 저수지 주변의 초지영역이 수체로 오분류되는 문제를 보였다. 이러한 특징은 수체의 RGB 분광특성이 수목이나 초지영역 중 비교적 짙은 색을 나타내는 영역과 유사한 DN(Digital Number) 값을 나타내고 있기 때문으로 해석된다. 특히 이러한 문제는 수목이나 초지의 색깔 변화에 따라 영향을 주게 되므로 수체 추출시 계절에 따른 영향도 함께 고려할 필요성이 있다고 판단된다.

NIR+RG 밴드를 활용하여 분류한 수체 영역의 정확도 평가 결과는 다음과 같다. 먼저 최소거리법과 최대우도법의 Kappa 계수는 각각 0.830과 0.801로서 최소거리법이 높게 나타났다. 또한 신경망과 Mahalanobis 방법에 의한 Kappa 계수는 각각 0.779와 0.869로 Mahalanobis 방법이 더 높게 나타났다. 근적외선 밴드를 활용한 영상분류기법 중 Mahalanobis 방법에 의한 Kappa 계수가 0.869로 가장 높게 나타났으며, 최소거리법과 신경망도 높게 나타났다. 반면 신경망에 의한 분류방법이 0.779로서 NIR+RG 밴드에서는 가장 낮게 나타났다. 그림 7의 분류결과를 볼 때, NIR+RG 밴드를 기반으로 최소거리법을 적용한 분석결과에서 송산유원지내의 수목 일부가 수체로 오분류되는 문제를 나타내었으나 그 영향은 RGB 밴드를 적용한 경우보다는 적은 것으로 나타났다. 또한 인공신경망을 적용한 결과에서는 송산유원지내의 수목영역이 수체로 오

TABLE 2. Accuracy of image classification using RGB

		Digitized data (m <sup>2</sup> )		
		water	the others	Σ
MDM (m <sup>2</sup> )	water	79,039.7	17,167.6	96,207.3
	the others	1,234.1	70,879.5	72,113.6
	Σ	80,273.9	88,047.1	168,320.9
Kappa coefficient = 0.783				
		Digitized data (m <sup>2</sup> )		
		water	the others	Σ
MLM (m <sup>2</sup> )	water	79,679.8	37,037.3	116,717.1
	the others	594.1	51,009.8	51,603.8
	Σ	80,273.9	88,047.1	168,320.9
Kappa coefficient = 0.561				
		Digitized data (m <sup>2</sup> )		
		water	the others	Σ
ANN (m <sup>2</sup> )	water	77,869.9	15,258.2	93,128.2
	the others	2,404.0	72,788.8	75,192.8
	Σ	80,273.9	88,047.1	168,320.9
Kappa coefficient = 0.791				
		Digitized data (m <sup>2</sup> )		
		water	the others	Σ
Mahalanobis (m <sup>2</sup> )	water	79,282.1	20,169.3	99,451.4
	the others	991.8	67,877.8	68,869.6
	Σ	80,273.9	88,047.1	168,320.9
Kappa coefficient = 0.751				

TABLE 3. Accuracy of image classification using NIR+RG

		Digitized data (m <sup>2</sup> )		
		water	the others	Σ
MDM (m <sup>2</sup> )	water	69,463.5	3,378.4	72,842.0
	the others	10,810.3	84,668.7	95,479.0
	Σ	80,273.9	88,047.1	168,320.9
Kappa coefficient = 0.830				
		Digitized data (m <sup>2</sup> )		
		water	the others	Σ
MLM (m <sup>2</sup> )	water	67,593.2	3,934.8	71,528.0
	the others	12,680.7	84,112.3	96,793.0
	Σ	80,273.9	88,047.1	168,320.9
Kappa coefficient = 0.801				
		Digitized data (m <sup>2</sup> )		
		water	the others	Σ
ANN (m <sup>2</sup> )	water	62,114.5	192.0	62,306.5
	the others	18,159.4	87,855.1	106,014.5
	Σ	80,273.9	88,047.1	168,320.9
Kappa coefficient = 0.779				
		Digitized data (m <sup>2</sup> )		
		water	the others	Σ
Mahalanobis (m <sup>2</sup> )	water	76,939.2	7,822.1	99,451.4
	the others	3,334.6	80,225.0	68,869.6
	Σ	80,273.9	88,047.1	168,320.9
Kappa coefficient = 0.869				

분류되지는 않았으나, 우측 하단부와 같이 저수지 일부영역이 육지로 오분류되는 문제를 가져왔다. 그리고 Mahalanobis 방법을 적용한 결과에서는 전반적으로 수체형상과 가장 근접한 결과를 나타냈다. 다만 Mahalanobis 방법에서 송산유원지내 족구장과 저수지 주변의 도로가 수체로 오분류되는 것으로 나타났다.

그림 10은 RGB와 NIR+RG 밴드별로 다양한 감독분류방법을 적용시 평가된 Kappa 계수를 그래프로 나타낸 것이다. 평가 결과 NIR+RG 밴드를 탑재한 영상에서 최소거리법, 최대우도법 그리고 Mahalanobis 방법을 적용한 Kappa 계수가 0.8 이상으로 높게 나타났으며, RGB 밴드를 탑재한 영상에서도 최소거리법과 인공신경망 방법을 적용한 Kappa 계수가

0.78 이상으로 비교적 높게 나타났다.

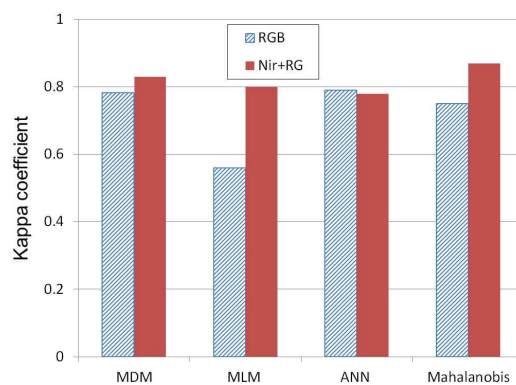


FIGURE 10. Kappa coefficient to image classification

본 연구에서는 홍수기 침수지역 모니터링을 위한 밴드별 수체 추출기법을 다양한 영상분류기법을 통해 살펴보았다. 분석 결과, 영상분류기법에 따라 정확도의 차이는 있지만 RGB 밴드에 비해 NIR+RG 밴드를 활용하여 최소거리법과 Mahalanobis 방법을 적용하는 것이 수체 탐지에 효과적인 것으로 나타났다. 다만 이러한 결과는 계절적 요인과 대상지역 주변의 피복특성에 따라 영향을 받을 것으로 예상되며, 추후 계절적 요인과 다양한 피복특성을 가지는 지역에 대한 실험이 필요할 것으로 판단된다.

## 결론

본 연구에서는 홍수기 침수지역에 대한 모니터링을 위한 사전연구로서, UAS 기반의 다양한 밴드특성을 고려하여 수체탐지를 위한 영상분류기법의 정확도를 비교하였다. 이를 위해 광주광역시 송산유원지를 연구대상지로 선정하였으며, RGB와 NIR+RG 카메라가 탑재된 UAS를 활용하여 영상을 취득하였다. 촬영한 영상에 대해 6개 GCP점을 선정하였으며 VRS 측량을 통해 위치정확도를 확보하였다.

영상분류를 위해 영상마스킹을 수행한 후 RGB와 NIR+RG 영상에 대해 각각 ROI를 선정하여 영상분류에 활용하였다. 영상분류기법은 감독분류 중 최소거리법, 최대우도법, 인공신경망 그리고 Mahalanobis 방법을 이용하였으며, 정확도 검증을 위해 수동독취 방식을 활용하여 수체와 기타지역을 구분하였다. 영상분류를 통해 분류한 피복도와 수동독취한 피복도에 대해 Grid 공간중첩을 수행하여 각 피복클래스별 점유면적을 산정하였으며, 정확도 평가를 위해 Kappa 계수를 계산하였다.

먼저, RGB 밴드에 의한 수체의 영상분류 정확도를 평가한 결과, 인공신경망과 최소거리법의 Kappa 계수가 각각 0.791과 0.783로 높게 나타났으며, 최대우도법이 0.561로 가장 낮게 나타났다. 또한 NIR+RG 밴드에 의한 수체의 영상분류 정확도 평가에서는 Mahalanobis와

최소거리법이 각각 0.869와 0.830으로 높게 나타났으며, 인공신경망법이 0.779로서 가장 낮게 나타났다.

RGB 영상의 분류 결과를 볼 때, 최소거리법을 비롯한 최대우도법, 인공신경망 그리고 Mahalanobis 방법에서 송산유원지내 수목이나 저수지 주변의 초지역역이 수체로 오분류되는 특징을 보였다. 이는 훈련자료로 선정된 RGB 분광특성이 수목이나 초지역역 중 비교적 어두운 영역과 유사한 DN(Digital Number)값을 보이기 때문으로 판단된다.

반면 NIR+RG 영상의 분류 결과에서는 최소거리법에서 송산유원지내의 수목 일부가 수체로 오분류되었으나 그 영향은 RGB 밴드를 적용한 결과보다는 미미한 것으로 분석되었다. 또한 인공신경망 결과에서는 저수지 일부영역이 육지로 오분류되었으며, Mahalanobis 결과에서는 송산유원지내 족구장과 저수지 주변의 도로가 수체로 오분류되는 것으로 나타났다. 이러한 측면을 종합해 볼 때, NIR+RG 영상을 기반으로 Mahalanobis 영상분류 방법을 적용한 결과가 Kappa 계수에 의한 정량적 평가를 비롯하여 정성적인 측면에서 수체의 형상을 잘 반영하고 있는 것으로 나타났다.

본 연구결과는 RGB 밴드에 비해 NIR+RG 밴드를 탑재한 영상이 Mahalanobis와 최소거리법을 적용시 수체를 효과적으로 추출할 수 있음을 보여준다. 따라서, 여름철 침수지역에 대한 UAS 기반의 모니터링 기술 적용시 NIR 영상으로부터 적정 영상분류기법을 선정하여 활용하는 것이 바람직하다고 판단된다. 다만, 영상분류 결과는 계절이나 대상지역의 피복 조합 형태에 따라 다양한 영향을 받기 때문에 계절에 따른 영상의 수체 탐지 정확도를 평가하는 연구가 추가적으로 필요할 것으로 본다.

## 감사의 글

본 연구는 국토교통부 물관리연구사업의 연구비 지원(15AWMP-B079625-02)에 의해 수행되었습니다. 

## REFERENCES

- Aly, S. 2014. Learning invariant local image descriptor using convolutional mahalanobis self-organising map. *Neurocomputing* 142:239-247.
- Bendig, J., K. Yu, H. Aasen, A. Bolten, S. Benertz, J. Broscheit, M.L. Gnyp and G. Bareth. 2015. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 39:79-87.
- Choi, K.A. and I.P. Lee. 2009. Image georeferencing using AT without GCPs for a UAV-based low-cost multisensor system. *Korean Journal of Geomatics* 27(2):249-260 (최경아, 이임평. 2009. UAV기반 저가 멀티센서시스템을 위한 무기준점 AT를 이용한 영상의 Georeferencing. *한국측량학회지* 27(2):249-260).
- Choi, K.A., J.H. Lee and I.P. Lee. 2011. Development of a close-range real-time aerial monitoring system based on a low altitude unmanned air vehicle. *Journal of Korea Spatial Information Society* 19(4):21-31 (최경아, 이지훈, 이임평. 2011. 저고도 무인 항공기 기반의 근접 실시간 공중 모니터링 시스템 구축. *한국공간정보학회지* 19(4):21-31).
- Colomina, I., M. Blazquez, P. Molina, M.E. Pares and M. Wis. 2008. Towards a new paradigm for high-resolution low-cost photogrammetry and remote sensing. *ISPRS XXI Congress*. Beijing, China, Jul. 3-11, 2008. pp.1201-1206.
- Fauvel, M., J. Chanussort, J.A. Benediktsson and A. Villa. 2013. Parsimonious mahalanobis kernel for the classification of high dimensional data, *Pattern Recognition* 46:845-854.
- George, H.M. and I.Z. Gitas. 2013. Mapping post-fire forest regeneration and vegetation recovery using a combination of very high spatial resolution and hyperspectral satellite imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 20:60-66.
- Han, J.H., Kwon, J.H., Lee, I. and Choi, K. 2010. Determinate real-time position and attitude using GPS/INS/AT for real-time aerial monitoring system. *Korean Journal of Geomatics* 28(5):531-537 (한중희, 권재현, 이임평, 최경아. 2010. 실시간 공중 자료획득 시스템을 위한 GPS/INS/AT를 이용한 실시간 위치/자세 결정. *한국측량학회지* 28(5):531-537).
- Hong, S.Y., Rim, S.K., Lee, S.H., Lee, J.C. and Kim, Y.H. 2008. Spatial analysis of agro-environment of North Korea using remote sensing. *Korean Journal of Environmental Agriculture* 27(2):120-132 (홍석영, 임상규, 이승호, 이정철, 김이현. 2008. 위성영상을 이용한 북한의 농업환경 분석. *한국환경농학회지* 27(2):120-132).
- Jang, D.H. 2005. Change detection of deposits environment in stream channel before and after flooding using high resolution satellite imagery : a case in the Sacheoncheon. *Journal of the Korean Geomorphological Association* 12(3):49-58 (장동호. 2005. 고해상도 위성영상을 이용한 홍수 전후의 하도 내 퇴적환경 변화탐지 : 강릉 사천천 사례연구. 한

- 국지형학회지 12(3):49-58).
- Juan, I., C.J.F. Ortega, D. Hernandez and M.A. Moreno. 2013. Estimation of leaf area index in onion using an unmanned aerial vehicle. *Biosystems Engineering* 115:31-42.
- Jung, S.H., H.M. Lim and J.K. Lee. 2010. Acquisition of 3D spatial information using UAV photogrammetric method. *Korean Journal of Geomatics* 28(1):161-168 (정성혁, 임형민, 이재기. 2010. 무인항공 사진측량을 이용한 3D 공간정보 취득. *한국측량학회지* 28(1):161-168).
- Kang, M.S., S.W. Park and K.S. Yoon. 2006. Land cover classification of image data using artificial neural networks. *Rural Planning* 12(1):75-83 (강문성, 박승우, 윤광식. 2006. 인공신경망 모형을 이용한 영상자료의 토지피복분류. *농촌계획* 12(1):75-83).
- Kim, S.H., S.J. Kang and K.S. Lee. 2010. Multi-temporal Landsat ETM+ mosaic method for generating land cover map over the Korean peninsula. *Korean Journal of Remote Sensing* 26(2):87-98 (김선화, 강성진, 이규성. 2010. 한반도 토지피복도 제작을 위한 다시기 Landsat ETM+ 영상의 정합 방법. *대한원격탐사학회지* 26(2):87-98).
- Kim, S.M. 2014. Study of the UAV for application plans and landscape analysis. *Journal of the Korean Institute of Traditional Landscape Architecture* 32(3):213-220 (김승민. 2014. UAV를 이용한 경관분석 및 활용방안에 관한 기초연구. *한국전통조경학회지* 32(3):213-220).
- Kim, S.S. 2007. Flood hazard analysis by imagery acquisition system based on an unmanned helicopter, Ph.D. Thesis, Gyeongsang National University, Jinju, Korea. (김성삼. 2007. 무인헬기 기반 영상정보취득체계에 의한 홍수재해 분석. 경상대학교 대학원 박사학위논문).
- Kim, Y.S., Seo, E.S. and Cho, M.H. 1998. *The Concept of Remote Sensing*. Donghwa Technology Corporation (김영섭, 서애숙, 조명희. 1998. 원격탐사개론. *동화기술*. 241-245쪽).
- Küchenhoff, H., T. Augustin and A. Kunz. 2012. Partially identified prevalence estimation under misclassification using the kappa coefficient. *International Journal of Approximate Reasoning*. 53(8):1168-1182.
- Lee, G.S. and I.Y. Jeong. 2008. Development of 3D GIS system for the visualization of flood inundation area. *Journal of Korean Society of Civil Engineering* 28(5D):749-757 (이근상, 정일영. 2008. 홍수범람지역 가시화를 위한 3차원 GIS 시스템 개발. *대한토목학회논문집* 28(5D):749-757).
- Lee, G.S. and Y.W. Choi. 2014. Land cover classification of Nakdong basin using object-based analysis methods. *Journal of the Korean Cadastre Information Association* 16(3):3-18 (이근상, 최연웅. 2014. 객체기반 영상분석 기법에 의한 낙동강 유역 토지피복 분류. *한국지적정보학회지* 16(3):3-18).
- Lee, H.R. and H.M. Kim. 2005. A correlation analysis between land surface temperature and NDVI in Kunsan city using Landsat 7 TM/ETM+ satellite images. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies* 8(2):31-43 (이홍로, 김형무.

2005. Landsat 7 TM ETM 위성영상을 이용한 군산지역 지표 온도와 NDVI에 대한 상관분석. 한국지리정보학회지 8(2):31-43).
- Lin, C.S. and C.S. Lee. 1995. Neural Fuzzy Systems. Prentice Hill, pp.236-244.
- Mielke, P.W. and K.J. Berry. 2009. A note on Cohen's weighted kappa coefficient of agreement with linear weights. Statistical Methodology 6(5):439-446.
- Mumby, P.J., E.P. Green, A.J. Edwards and C.D. Clark. 1997. Coral reef habitat-mapping : how much detail can remote sensing provide?. Marine Biology 1997:193-202.
- Nagai, M., T. Chen and A. Ahmed and R. Shibasaki. 2008. UAV borne mapping by multi sensor integration. ISPRS XXI Congress. Beijing, China, Jul. 3-11, 2008, pp.1215-1221.
- National Disaster Management Institute. 2007. Development of damage estimation module using geospatial imagery information (소방방재청. 2007. 공간영상 정보를 이용한 피해추정액 산정 및 모듈개발).
- Nebiker, S., A. Annen, M. Scherrer and D. Oesch. 2008. A light-weight multispectral sensor for micro UAV - opportunities for very high resolution airborne remote sensing. ISPRS XXI Congress. Beijing, China, Jul. 3-11, 2008. pp.1193-1199.
- Olmanson, L.G., L.P. Brezonik and M.E. Bauer. 2013. Airborne hyperspectral remote sensing to assess spatial distribution of water quality characteristics in large rivers: the Mississippi river and its tributaries in Minnesota. Remote Sensing of Environment 130:254-265.
- Park, S.M., J.H. Im and H.S. Sakong. 2001. Land cover classification of a wide area through multi-scene Landsat processing. Korean Journal of Remote Sensing 17(3):189-197 (박성미, 임정호, 사공호상. 2001. 다량의 Landsat 위성영상 처리를 통한 광역 토지피복분류. 대한원격탐사학회지 17(3):189-197).
- Pasqualini, V., C. Pergent-Martine, C. Fernandez and G. Pergent. 1997. The use of airborne remote sensing for benthic cartography : advantages and reliability. International Journal of Remote Sensing 18(5):1167-1177.
- Sakong, H.S. and J.H. Rim. 2003. An empirical study on the land cover classification method using IKONOS image. Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies 6(3):107-116 (사공호상, 임정호. 2003. IKONOS 영상의 토지피복분류 방법에 대한 실증 연구. 한국지리정보학회지 6(3):107-116).
- Schalkoff, R.J. 1992. Pattern Recognition Statistical, Structural and Neural Approaches. John Wiley & Sons, Inc.
- Yoo, H.H., J.W. Park, J.H. Shim and S.S. Kim. 2006. Image map generation using low-altitude photogrammetric UAV. Journal of The Korean Society for Geo-Spatial Information System 14(1):37-47 (유환희, 박장환, 심재현, 김성삼. 2006. 저고도촬영시스템을 이용한 영상지도 제작, 한국지형공간정보학회지 14(1):37-47).

Yoon, S.T., O.S. Kim and S.K. Rim. 2001. Evaluation of land cover classification of Pyeong-Taeg area by Landsat thematic mapper data. Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology

3(3):163-170 (윤성탁, 김선오, 임상규. 2001. Landsat TM 영상자료를 이용한 평택지역의 토지피복 현황 및 분류정확도 평가. 한국농림기상학회지 3(3):163-170).

**KAGIS**