

## KOMPSAT-2 영상의 토지피복분류에 적합한 SVM 커널 함수 비교 연구

### A Comparative Study on Suitable SVM Kernel Function of Land Cover Classification Using KOMPSAT-2 Imagery

강남이\* · 고신영\*\* · 조기성\*\*\*

Kang, Nam Yi · Go, Sin Young · Cho, Gi Sung

#### 요 旨

최근 고해상도 위성영상은 자연자원이나 환경 관리에 필요로 하는 토지 피복 및 이용 현황자료 분석 등에 유용하게 사용되고 있다. 영상처리 알고리즘 중 SVM 알고리즘은 최근 다양한 분야에서 이용되고 있다. 그러나 SVM 알고리즘은 다양한 커널 함수 및 매개변수에 의해 그 정확도가 달라진다. 따라서 본 논문에서는 SVM 알고리즘의 대표적 커널 함수를 KOMPSAT-2의 영상자료에 적용하고 토지피복결과를 검사점을 이용하여 정확도 분석을 실시하였다. 또한 대상지의 토지피복분류에 적합한 SVM의 커널 함수 선정하기 위해 분석을 실시하였다. 그 결과 전체 분류 정확도에는 Polynomial 커널 함수가 가장 높은 정확도를 보였으며 분류 항목별 정확도에서의 가장 적절한 커널 함수는 Polynomial, RBF 커널 함수임을 알 수 있었다.

핵심용어 : 고해상도 위성, KOMPSAT-2, 토지피복분류, SVM, 커널 함수

#### Abstract

Recently, the high-resolution satellite images is used the land cover and status data for the natural resources or environment management very helpful. The SVM algorithm of image processing has been used in various field. However, classification accuracy by SVM algorithm can be changed by various kernel functions and parameters. In this paper, the typical kernel function of the SVM algorithm was applied to the KOMPSAT-2 image and than the result of land cover performed the accuracy analysis using the checkpoint. Also, we carried out the analysis for selected the SVM kernel function from the land cover of the target region. As a result, the polynomial kernel function is demonstrated about the highest overall accuracy of classification. And that we know that the polynomial kernel and RBF kernel function is the best kernel function about each classification category accuracy.

Keywords : High Resolution Satellite Image, KOMPSAT-2, Land-cover Classification, SVM, Kernel Function

## 1. 서 론

### 1.1 연구배경 및 목적

초기의 원격탐사(Remote Sensing)는 환경탐사 등과 같은 목적보다는 군사적 목적으로 주로 이용되었으나 영상자료의 민간보급으로 토지의 활용계획, 환경 문제에 대한 모니터링 및 관리, 지도 제작의 이용과 같이 사회적 문제와 환경적 문제 등의 다양한 연구가 진행되고

있다. 이는 복잡하고 다양한 정보와 직접적 취득이 어려운 정보를 신속하게 수집 가능하고 활용을 다양하게 할 수 있기 때문이다. 또한 빠르게 발전해가는 위성 기술로 인한 1m 이하의 공간해상도를 가진 영상의 획득으로 원격탐사의 관심은 더욱 높아지고 있으며 토지피복도 제작 외에도 다양한 분야의 활용에 대한 연구가 끊임 없이 진행되고 있다(Richards, 1994; Schowengerdt, 1983).

2013년 1월 29일 접수, 2013년 4월 9일 수정, 2013년 4월 25일 채택

\* 정희원 · 전북대학교 토목공학과 석사(Member, Department of Civil Engineering, Chonbuk National University, [nami86@jbnu.ac.kr](mailto:nami86@jbnu.ac.kr))

\*\* 정희원 · 전북대학교 토목공학과 박사과정(Member, Department of Civil Engineering, Chonbuk National University, [gosingqq@jbnu.ac.kr](mailto:gosingqq@jbnu.ac.kr))

\*\*\* 교신저자 · 전북대학교 토목공학과 교수 (Corresponding author, Department of Civil Engineering, Chonbuk National University, [gscho@jbnu.ac.kr](mailto:gscho@jbnu.ac.kr))

우리나라의 경우 1992년 우리별 1호를 발사 후 계속된 발전을 통하여 2006년 KOMPSAT-2를 발사하였다. 이는 공간해상도 1m급의 우리나라 최초의 고해상도 위성이다. 이를 바탕으로 국내에서 KOMPSAT-2의 영상 자료를 활용하기 위한 연구가 계속해서 진행되어왔다.

그러나 위성의 발달과 함께 고해상도 위성영상에 대한 수요가 증가하였지만 이를 토지피복분류 등에 실용화하기까지는 많은 과정을 거쳐야 한다. 초기의 토지피복분류 알고리즘은 영상 자료에 대한 통계학적 분석을 하는 무감독 분류, 감독분류가 주로 적용되었으며, 이후 통계적 분석의 한계점을 극복하기 위한 신경망 알고리즘, 의사결정트리 기법 등이 있으며, 최근 다양한 방면에서 이용되고 있는 SVM(Support Vector Machine)이 개발되었다. SVM 분류기법의 경우 분류 항목에 대한 선정뿐만 아니라 적용되는 커널 함수 및 매개변수에 의해 결과 정확도가 다르게 나타날 수 있으므로 분류 결과물에 대한 실용화를 위해선 알고리즘에 대한 일반적인 선택기준이 필요하다(Kang, Nam Yi, 2012). 기존의 연구에서는 Carl Staelin(2003)의 다양한 문제를 효율적으로 해결할 수 있는 DOE(Design of Experiments) 기반의 SVM 매개변수 알고리즘을 제시하였고, 커널 폭에 민감하여 Over-fitting 또는 Under-fitting이 발생하는 가우시안 RBF 커널에 관한 연구도 진행되었다(Chang, 2005).

SVM 분류기법은 전통적인 SVM 알고리즘 이외에도 커널 함수의 역할이 중요시되고 있으나 현재 연구에서는 Hyperion 영상에 SVM을 대표적인 커널 함수인 polynomial, RBF를 적용하여 토지피복분류를 시행하고 분석하였으며(Choi, Jae Wan, 2006), Navie Bayes classifier 와 SVM을 사용하여 성능을 비교한 영상분류 연구가 있었다(Lee, Min Hoon, 2006). 이 연구 역시 polynomial 및 RBF 커널 함수를 적용하여 영상 분류를 실시하였다. 이러한 SVM의 적용에 관한 연구는 꾸준하게 진행되어지고 있지만 영상 분류에 대한 적절한 커널 함수 선택 및 비교, 매개변수의 선정에 관한 연구가 필요하다.

따라서 본 논문에서는 KOMPSAT-2 영상자료에 SVM 알고리즘의 대표적 커널 함수를 적용하여 토지피복분류를 실시하고 토지피복결과를 검사점을 이용하여 분류 정확도를 분석하고자 한다. Fig.1은 연구 흐름도를 나타낸 것으로 선정된 대상지역에 맞는 위성영상을 취득한 후 RPC를 이용한 기하보정을 실시하였다. 감독분류 시 필요한 Training data을 선정하여 각 커널 함수를 적용한 SVM 분류를 실시하고 이에 따른 정확도 분석 후 적절 커널 함수를 유추하고자 하였다.

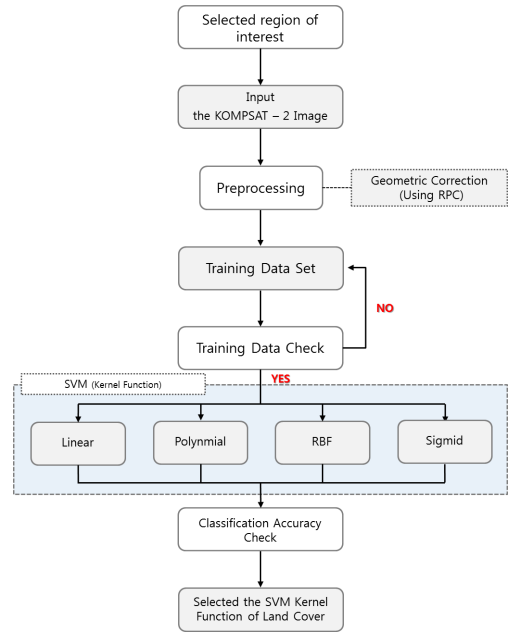


Figure 1. The flowchart of the study

## 1.2 고해상도 위성영상

고해상도 위성은 높은 해상도 기능을 가진 센서를 탑재한 위성을 의미하는 것으로 취득된 영상을 지상국으로 전송하는 역할을 하고 있다(Han, Seung Hee, 2010). 고해상도 위성영상은 일반적으로 1m급 이하의 공간해상도를 가지고 있어 지표속성에 대한 특성을 자세하게 나타낼 수 있어 다양한 분야에서 활용할 수 있다. 고해상도 위성영상의 공간해상도는 최근 크게 향상되어 항공영상과 유사한 공간해상도를 나타내고 있어 세밀한 지도제작 기술에 접목할 수 있게 되었다. 또한 촬영계획부터 영상자료의 취득까지 시간이 걸리는 항공영상보다는 일정 궤도를 따라 위성이 운행하며 주기적으로 지표면에 대한 영상자료의 취득이 가능하여 다양한 분야에 빠르게 적용이 가능하다는 장점을 가지고 있다.

우리나라는 KOMPSAT-2의 성공적인 발사로 세계 7번째 고해상도 위성을 보유한 국가가 되었다. KOMPSAT-2는 저궤도 지구관측위성으로 고해상도 광학 카메라(Multi-spectral Camera; MSC)를 탑재하여 1m 급의 Panchromatic 영상 및 4m 급 Multispectral 영상을 제공한다.

KOMPSAT-2의 주요 목적으로는 전자지도 제작, 불법적인 토지이용탐지, 도로와 같은 대규모 시설관리 등의 지리정보시스템의 구축 및 자연환경 변화를 감시하며 재난 재해 지역을 탐지하여 피해규모 산출 및 예방

Table 1. KOMPSAT-2 specifications

Sensor	MSC(Multi-spectral Camera)	
Imaging mode	Panchromatic	Multispectral
Spatial Resolution	1m	4m
Swatch Width	15km	15km
Spectral Resolution	Panchromatic-0.5 ~ 0.71 $\mu$ m	
	Multispectral	
	band 1 : 0.45 ~ 0.52 $\mu$ m	
	band 2 : 0.52 ~ 0.60 $\mu$ m	
	band 3 : 0.63 ~ 0.69 $\mu$ m	
	band 4 : 0.769 ~ 0.9 $\mu$ m	

과 예측에 이용한다. 현재는 국토 관리 및 자연재해 감시 등을 위한 정보 수집을 위하여 685km의 저궤도에 서 지구를 하루 14번 돌며 전 세계를 촬영하고 이를 지상국으로 전송하고 있다. Table 1은 KOMPSAT-2의 제원을 나타낸 것이다.

## 2. Support Vector Machine

### 2.1 SVM

SVM은 1995년 Vapnik에 의해 구체적으로 제안되었으며 기존의 다중신경망 방법과 비교하여 구조적 오류를 최소화시킨다(Vapnik, 1995). SVM 분류 기법은 가능한 다양한 데이터들을 최대한의 거리로 분리시키는 최적의 초평면(Hyperplane)을 찾는 것이 목적이다. 이때 분류 항목 간의 초평면과 가장 가까운 값을 Support Vector라고 하며, Support Vector와 초평면사이의 최대 거리를 마진(Margin)이라고 한다(Foody, 2004; Prasad, 2011).

선형 SVM을 선형 분리가 불가능한 문제에 적용하면 최적의 해를 찾지 못하는데 이는 최적의 해가 존재하지 않기 때문이다. 주어진 문제를 해결하기 위해서는 조건을 유연하게 확장하여 선형 분리 불가능 문제를 선형 분리 가능 문제로 변화 시켜야한다. 다음 식 (1)의  $L(\alpha)$ 는 비선형 SVM의 목적함수이다. 여기서 다차원 공간상에서의 훈련데이터가  $[x_i, y_i]$ ,  $i = 1, \dots, L$ 이며,  $\alpha_i$ 는 Lagrange Multiplier를 의미한다(Kim, Hyo Mi, 2002; Lee, Chang Seok, 2011).

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^L \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j \quad (1)$$

### 2.2 Kernel Function

SVM 분류 기법을 다양한 분류 항목과 많은 자료에 적용하기 위해서는 커널 함수(Kernel function)를 사용하여 분류 작업을 수행할 수 있다. 커널 함수의 선택과 매개변수의 변화에 의해 분류 결과가 달라진다(Kim,

Gi Sung, 2003). 비선형 자료를 특정한 함수를 이용하여 자료를 고차원으로 사상시킨다면 특징 공간에서의 함수  $\Phi$ 의 내적  $\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$ 으로 표현하게 된다. 이러한 내적을 계산할 수 없기 때문에,  $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$ 을 만족하는 커널함수 K를 이용한다(Choi, Jae Wan, 2006).

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^L \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \alpha_i \alpha_j y_i y_j \Phi(x_i)^T \Phi(x_j) \quad (2)$$

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^L \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (3)$$

대표적인 커널 함수로는 Linear, Polynomial, RBF(Radial Basis Function), Sigmoid가 있다. 커널 함수는 Support Vector와 Input Vector의 관계를 반영하는 것으로 커널 함수에 따른 그래프 형태는 다음 Fig. 2와 같다. Polynomial 커널함수의 위쪽 그래프는 두 개의 벡터의 내적의 상관관계를 나타내며 아래의 그래프는 서로 다른 매개변수 선정으로 인해 나온 유사성을 측정 한 결과이다. RBF 커널 함수는 벨 모양의 함수 형태로 두 벡터 사이의 관계가 밀접하며, Sigmoid 함수는 매개변수  $r$ ,  $\gamma$ 가 그래프 형태를 조정하는데 이용된다(Vapnik, 1995; Schölkopf, 2002; Muller, 2001).

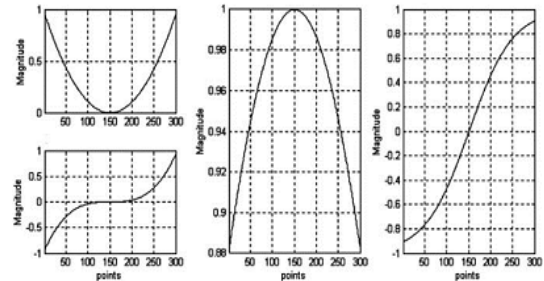


Figure 2. The graph form according to the kernel function(L-Polynomial, C-RBF, R-Sigmoid)

Table 2. Type of kernel function

Function	Formula
Linear	$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$
Polynomial	$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d, \gamma > 0$
RBF	$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \ x_i - x_j\ ^2), \gamma > 0$
Sigmoid	$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r)$

본 연구에서는 Table 2에 나타난 커널 함수를 적용하여 영상 분류를 실시하였다.

### 3. 적용 및 고찰

#### 3.1 대상지 선정

연구대상지역은 대전광역시 유성구 엑스포 과학 공원 부근 지역(좌상단 352916.18, 4028546.51; 우하단 355962.69, 4025616.27; UTM WGS84)으로 다양한 인공지형지물 및 하천, 임야가 포함될 수 있는 지역으로 선정하였다. 대상지역의 면적은 약 8.953km<sup>2</sup>이며, KOMPSAT-2 영상은 2009년 4월 12일 촬영된 영상을 사용하였다.

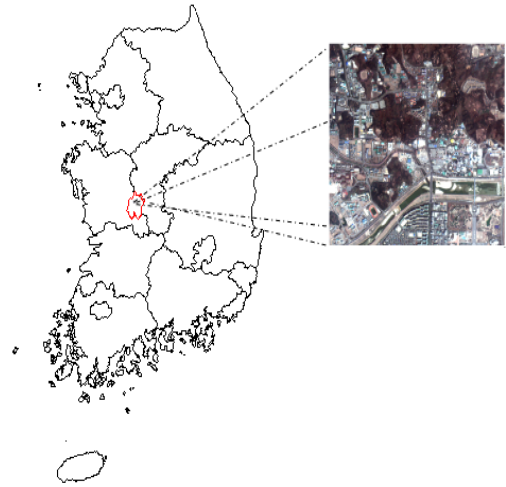


Figure 3. The study area

#### 3.2 자료 분석

##### 3.2.1 Training Data 선정

일반적으로 토지피복분류 작업 시 분류 항목은 미국의 USGS의 분류 항목 선정 기준을 따르고 있으며 현재 우리나라의 경우에는 환경부와 국토지리정보원에서 선정한 분류 항목기준을 따라 토지피복분류를 실시하고 있다. 본 연구의 경우 대상지역인 대전광역시는 도심지뿐만 아니라 하천과 임야 등과 같은 다양한 환경적 공간이 존재하고 있다. 최근 도시개발 등 다양한 분야에 환경적 요소를 적극 반영하고 있는 추세이기 때문에 본 연구에서의 분류 항목은 도심지의 주요 구조물인 건물, 도로, 기타 대지와 환경적 요소인 하천, 임야 등으로 선정하였다. Table 3은 선정한 Training data의 영상 위치 및 선정한 픽셀수를 나타낸 것이다.

Table 3. The training data selection and number of pixels

Class	Forest	River	Road	Bar	Land	Building	Shadow
Location							
Pixel	91	51	93	51	55	107	49

##### 3.2.2 영상 분류

연구대상지역에 대한 영상분류는 SVM 기법을 이용하여 실시하였으며 SVM 분류기법은 다양한 커널 함수에 따라 초평면의 형태가 달라지므로 적절한 커널 함수의 선택이 이루어져야 높은 정확도의 결과를 얻을 수 있다(Kim, Gi Sung, 2003). 현재 이용되는 커널 함수

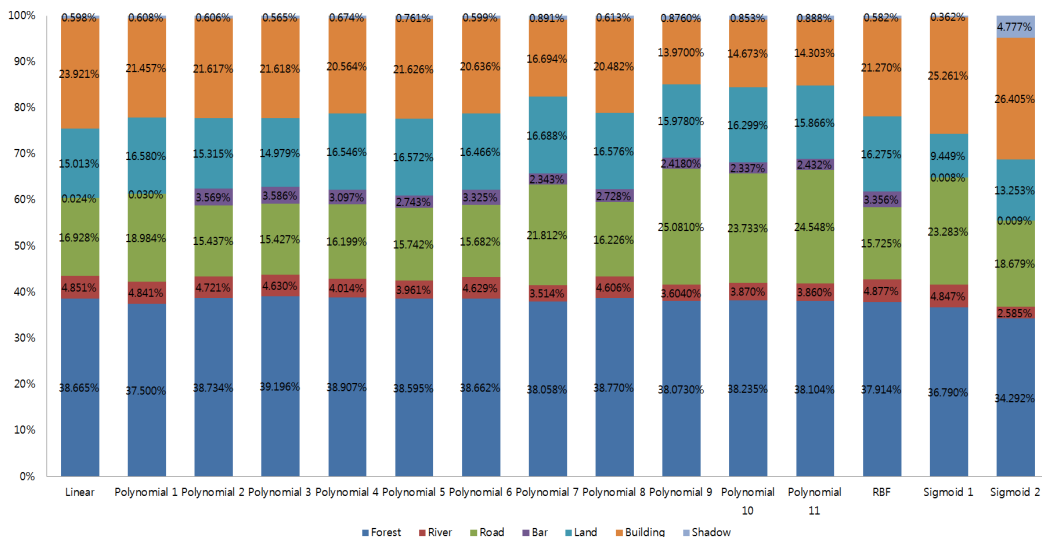


Figure 4. The class percentage of kernel function

Table 4. Parameter of test

Kernel Function	$d$	$\gamma$	$r$
Linear	-	-	-
Polynomial 1	1	2	0.25
Polynomial 2	2	3	0.25
Polynomial 3	2	5	0.25
Polynomial 4	3	3	0.25
Polynomial 5	3	5	0.25
Polynomial 6	4	1	0.25
Polynomial 7	4	5	0.25
Polynomial 8	5	1	0.25
Polynomial 9	5	4	0.25
Polynomial 10	6	2	0.25
Polynomial 11	6	4	0.25
RBF	-	-	0.25
Sigmoid 1	-	2	0.25
Sigmoid 2	-	3	0.25

의 선택은 사용자에 의한 임의의 선택이므로 특별한 기준이 없다는 단점이 있다. 따라서 본 연구에서는 SVM 분류기법에서 주로 이용되는 Linear, Polynomial, RBF, Sigmoid 함수를 적용하여 커널 함수의 선택 기준을 모의실험을 통해서 제시하였다.

커널 함수에 따른 매개변수의 변경은 기존의 연구결과물 및 실제 자료에 입력하여 영상 분류에 오류로 나타나지 않는 최대값과 최소값을 찾아내어 범위를 산정하고 이를 대상지역에 적용하였다.  $\gamma$  매개변수의 경우 기본적으로 위성영상의 Band 수의 영향을 받는다는 연구결과에 따라 선정하였다(Chang, 2005). 그 외의 매개변수는 반복적인 적용을 통하여 선정하였다. 적용된 매개변수의 값을 다음 Table 4와 같으며,  $r$ 는  $\gamma$  매개변수,  $\gamma$ 는 bias 매개변수,  $d$ 는 degree 매개변수를 의미한다.

대상지역의 크기는 총 490,000화소로 분류결과를 정량적으로 확인하면 대상지에서 임야부분이 약 38% 정도로 가장 큰 영역을 차지하였으며 도로 및 건물 지역이 도심지의 특성상 많은 비율을 차지하였다. 그림자의 경우도 토지피복 속성에는 포함되지 않지만 고층건물이 존재하는 도심지역에서는 무시할 수 없는 속성이며, 차후 연구에서는 그림자 영역에 대한 보정작업 등과 같은 전처리 과정이 필요로 할 것으로 보인다.

### 3.2.3 정확도 분석

토지피복분류 결과에 대한 정확도 분석을 위하여 이용하는 기준 자료는 원래의 영상자료를 고급 전문가가 디지털이징하여 제작한 주제도를 이용한다. 그러나 본 연구에서는 전문적 기술이 필요로 하는 디지털이징 된

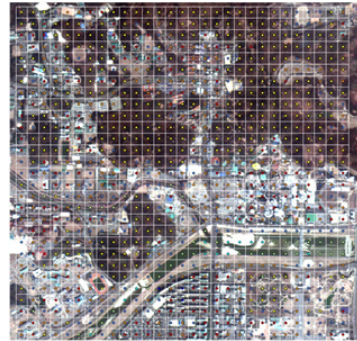


Figure 5. Reference point of study area

주제도를 대신하여 임의의 검사점을 선정하여 원 영상에서의 분류 항목과 토지피복분류 결과에서의 분류 항목을 비교하여 정확도를 분석하고자 하였다. 임의의 검사점은 영상자료의 전체에 균등하게 분포시키기 위하여 100m 간격으로 격자 구조를 제작하였고, 검사점은 한 개의 격자의 중앙 지점으로 정하였다. 대상지역 내의 격자 구조는 29×29로 제작하였으며 검사점의 총 수는 841개를 선정하였다. Fig. 5는 선정된 검사점 및 격자구조를 나타낸 것이다. 각 검사점은 개별 분류작업을 시행하여 정확도 분석에 필요한 값을 입력하였으며 검사점의 분류 항목과 SVM 분류 결과를 비교하여 정확하게 분류된 값과 오류가 발생한 값을 계산하여 각 지점에 대한 정확도 분석을 하였다. 분석 시 검사점은 픽셀 혹은 격자형태의 값이 아닌 포인트 값으로 분류 항목의 중첩에 대한 오류를 최소화하고자 하였다. Fig. 6은 각 커널 함수에 따른 분류 항목별 정확도를 나타낸 그래프이다.

각 분류 항목별로 정확도를 분석한 결과 임야에 대한 정확도는 Sigmoid 커널 함수를 제외한 다른 커널 함수에 대해서 90% 정도의 정확도를 나타냈으며 그중에서도 RBF 함수가 가장 높은 정확도를 나타내었다.

하천의 경우 하천에 형성된 사주와 일부 하천지역에 대한 오류가 발생하여 비교적 낮은 정확도인 60%를 나타내었다. 그러나 사주가 존재하지 않는 인공적 수계인 연못 등에서는 Sigmoid 커널 함수를 제외하고는 분류가 하천에 비해 비교적 정확하게 이루어진 것을 확인할 수 있었다.

Sigmoid 커널 함수의 경우 그림자 영역에 대한 정확도가 100%가 나왔지만 실제적인 분류 결과물을 확인하였을 때는 그림자 영역에 대한 과도한 영역분리(over-fitting)로 인하여 발생된 결과물이었다. 그림자 영역의 경우 차후 보정 작업 등에 관한 연구를 통하여 보완 가능할 것이라고 사료된다.

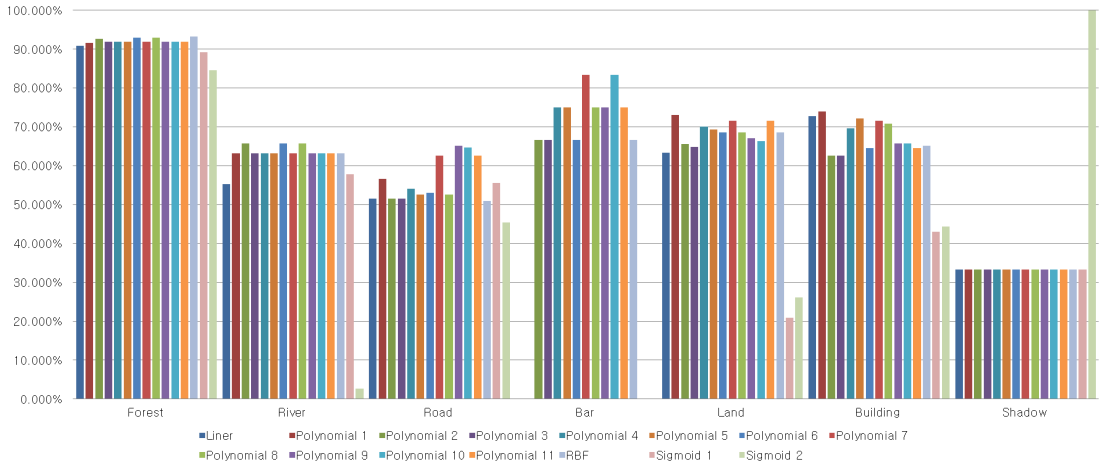


Figure 6. The class accuracy of kernel function

도로와 건물은 도심지의 특성상 복잡하고 세세하게 혼합되어 있어 일부 구별이 불가능한 경우가 발생되었다. 이에 도로의 경우는 가장 높은 정확도는 65.152%였으며 건물은 74.051%였다.

다음 Table 5는 결과에 따른 kappa 계수를 나타낸 것으로 Sigmoid 함수를 제외한 모든 커널 함수에서 0.6 이상의 양호한 결과를 얻을 수 있었다.

각 커널 함수별 전체 정확도를 계산한 결과는 다음 Table 6과 같다. Sigmoid 커널 함수의 경우 50%대의 분류 정확도를 나타내고 있어 영상 분류 결과물에 대한 신뢰도가 떨어짐을 확인할 수 있었다. 그 외의 커널 함수는 약 70% 정도의 정확도를 나타내었다.

각 분류 항목별 정확도 및 전체 정확도에서 가장 높은 분류 정확도를 나타낸 커널 함수는 다음 Table 7과 같다. Polynomial 커널 함수의 경우 전반적으로 모든 분류 항목에 대해 높은 정확도를 나타내고 있었으며 임야의 경우 RBF가 약 93% 정도의 가장 높은 정확도를 나타내고 있었다. 그 밖에 도심지의 가장 큰 특성인 밀

Table 5. The kappa coefficient of kernel function

	Liner	Polynomial 1	Polynomial 2
Kappa	0.612	0.660	0.620
	Polynomial 3	Polynomial 4	Polynomial 5
Kappa	0.622	0.652	0.652
	Polynomial 6	Polynomial 7	Polynomial 8
Kappa	0.640	0.688	0.654
	Polynomial 9	Polynomial 10	Polynomial 11
Kappa	0.670	0.670	0.668
	RBF	Sigmoid 1	Sigmoid 2
Kappa	0.634	0.453	0.390

Table 6. The total accuracy of kernel function

	Liner	Polynomial 1	Polynomial 2
Total accuracy	70.749%	74.316%	71.225%
	Polynomial 3	Polynomial 4	Polynomial 5
Total accuracy	71.225%	73.603%	73.603%
	Polynomial 6	Polynomial 7	Polynomial 8
Total accuracy	72.533%	76.338%	73.722%
	Polynomial 9	Polynomial 10	Polynomial 11
Total accuracy	75.030%	74.911%	74.911%
	RBF	Sigmoid 1	Sigmoid 2
Total accuracy	71.700%	58.859%	53.627%

Table 7. The class maximum accuracy of kernel function

Class	Kernel Function	Accuracy
Forest	RBF	93.289%
River	Polynomial 2	65.789%
Road	Polynomial 9	65.152%
Bar	Polynomial 7, 10	83.333%
Land	Polynomial 1	73.134%
Building	Polynomial 1	74.051%
Shadow	Sigmoid 2 (over-fitting)	100%
Total accuracy	Polynomial 7	76.338%

집되어 있는 도로와 건물의 경우 Polynomial 커널 함수가 다른 커널 함수에 비해 우위의 결과를 나타냄을 확인할 수 있었다.

#### 4. 결론

본 연구에서는 도심지인 대전광역시를 대상지역으로 KOMPSAT-2 영상을 다양한 커널 함수의 SVM 분류 기법을 적용하여 토지피복분류를 실시한 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

SVM 분류 적용 결과로부터 각 커널 함수의 분류항 목별 면적을 확인할 수 있었으며, 대상지역 영상 내 균 등하게 분포된 검사점을 선정하여 토지피복분류결과에 대한 정확도를 분석함으로써 분류항목에 따른 대상지역의 적합한 SVM 커널 함수 및 매개변수를 도출할 수 있었다.

대상지인 대전지역의 영상에서의 전체 정확도는 Polynomial 커널 함수에 degree 매개변수 4, bias 매개변수 5를 적용한 결과 약 76%로서 가장 높은 정확도를 나타냈다. 분류 항목별 정확도에서는 Polynomial, RBF 커널 함수가 전반적으로 높은 정확도를 보임을 확인할 수 있었다. 결과에 대한 명확한 결론을 위하여 향후 대상지역에 대한 다른 시기의 위성영상의 분석을 통한 분석이 실시하여 커널 함수 및 매개변수에 관한 추가적인 분석이 필요하다고 사료된다.

또한 다른 분류 항목에 비해 임야 지역은 뚜렷한 분광특성을 나타내고 있어 전체적으로 약 90% 이상의 높은 정확도를 나타내고 있다. 따라서 향후 본 연구로부터 얻어진 토지피복결과를 임야도에 적용한다면 효과적인 것으로 사료된다.

#### References

1. Carl Staelin, 2003, Parameter selection for SVMs, Hewlett-Packard Company.
2. Chang, Q., Chen, Q., Wang, X., 2005, Scaling gaussian RBF kernel width to improve SVM classification, ICNN&B 05' International Conference, Vol. 1.
3. Chi, M., Feng, R., Bruzzone, L., 2008, Classification of hyperspectral remote-sensing data with primal SVM for small-sized training dataset problem, Advances in Space Research, Vol. 41, No. 11, pp. 1793-1799.
4. Choi, Jae Wan, Byun, Young Gi, Kim, Yong Il, Yu, Ki Yun, 2006, Support vector machine classification of hyperspectral image using spectral similarity kernel, The Korean Society for Spatial Information system, Vol. 14, No. 4, pp. 71-77.
5. Foody, G.M., Mathur, A., 2004, A relative evaluation of multi-class image classification by SVMs, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 42, No. 6, pp. 1335-1343.
6. Han, Seung Hee, 2010, Spatial Information engineering, Goomi Book.
7. Kang, Nam Yi, Pak, Jung Gi, Cho, Gi Sung, Yeu, Yeon, 2012, An analysis of land cover classification methods using IKONOS satellite image, The Korean Society for Spatial Information system, Vol. 20, No. 3, pp. 65-70.
8. Kim, Gi Sung, 2003, Classification using support vector machine, Thesis, Inha University.
9. Kim, Hyo Mi, 2002, Classification of multi-class micro array gene expression data using SVM, Thesis, Yonsei University.
10. Lee, Chang Seok, 2011, Adult image detection based on the skin region distribution using SVM, Thesis, Hanbat National University.
11. Lee, Min Hoon, 2006, Study on classification of object and non-object images based on the color and texture significance, Thesis, Kumoh national Institute of Technology.
12. Muller, K., Mika, S., Ratsch, G., Tsuda, K., Scholkopf, B., 2001, An introduction to kernel-based learning algorithms, IEEE Transactions On Neural Networks, Vol. 12, NO. 2.
13. Prasad, S.V.S., Satya Savitri, T., Murali Krishna, I.V., 2011, Classification of multispectral satellite images using clustering with SVM classifier, International Journal of Computer Applications, Vol.35, No. 5, pp. 32-44.
14. Richards, John A., 1994, Remote sensing digital image analysis : An introduction, second, Revised and Enlarged Edition, pp.229-262, Springer-Verlag.
15. Schölkopf, Bernhard., Smola, Alexander J., 2002, Learning with kernels, The MIT Press, London.
16. Schowengerdt, R., 1983, Techniques of image processing and classification in remote sensing, 1st Ed, pp. 1-58, Academic Press.
17. Vapnik, Vladimir N., 1995, The nature of statistical learning theory, Springer-Verlag, NewYork.