
위성영상의 종류에 따른 분리도 특성의 상관관계 분석

Analysis of Relation of Class Separability According to Different Kind of Satellite Images

홍순헌
부산대학교 산업토목학과

Soon-Heon Hong(hsh1963@pnu.ac.kr)

요약

위성영상의 분류는 원격탐사의 가장 기본적인 분야이다. 위성영상분리도 위성영상의 분류에 있어 영상 정확도 향상에 매우 효율적이라 할 수 있다. 영상분류를 향상 시키기 위해서 분리도의 특성을 파악하여 분류의 정확도와의 상관관계를 분석하였다. 영상은 영상마다의 분리도를 비교, 분석하기 위해 IKONOS 영상, SPOT 5 영상, Landsat TM 영상을 1m의 해상도로 리샘플링하였다. 본 연구에서 위성영상별로 클래스 분리도를 측정한 결과 분리도 값이 대체로 1,600~2,000으로 높게 나타났다.

■ 중심어 : | 위성영상분리도 | 위성영상특성 | 원격탐측 |

Abstract

The classification of the satellite images is basic part in Remote sensing. In classification of the satellite images, class separability feature is very effective accuracy of the images classified. For improving classification accuracy, It is necessary to study classification method than analysis of class separability feature deciding classification probability. In this study, IKONOS, SPOT 5, Landsat TM, were resampled to sizes 1m grid. Above images were calculated the class separability prior to the step for classification of pixels. This Study concludes, each image was measured by the rate of class separability, values classified were showed highly about 1.600~2.000.

■ Keywords : | Classification of The Satellite Images | Class Separability | Remote Sensing |

I. 서론

과학 기술의 발달에 따라 원격탐사는 인류가 이룩한 전체 발달사와 견줄 수 있을 정도로 급격한 발전을 이루었다. 특히 컴퓨터와 통신 기기의 급속한 보급은 정보 통신의 혁명을 이룩하여 우리 생활의 거의 모든 영역에서 사용되고 있을 뿐만 아니라 새로운 공정 기술의 개발은 측량기술의 선진화를 이루었다. 원격탐사는 과

거의 수작업에 의존하던 측량방식에서 벗어나 위성영상을 이용한 접근하기 불가능한 지역의 자료를 쉽게 얻을 수 있다는 장점 때문에 필요성이 더욱 커지고 있다.

원격탐사가 지형자료의 가시화(scientific data visualization)에 대표적인 분야로 꼽히는 이유는 입체적인 지형분석이 가능하기 때문이다. 그리고 저렴한 비용으로 넓은 지역을 단시간에 분석, 다양한 정보를 얻을 수 있어 농업정보·환경·해양·기상 등 활용범위

가 다양하게 빠른 가치판단을 우선으로 하는 시대에 더욱 각광을 받고 있다. 물질에 따라 다르게 반사되는 에너지 파를 관측, 파장대 별로 분석해 토양의 오염이나 침수 위험을 보여주는 영상지도를 제작할 수 있다. 그리고 주택, 도로, 토지 등의 개발지를 선정하거나 토지 이용에 관한 구역을 설정하기 위한 도시계획 시 기초 자료로 활용되고 있다. 또한 위성영상을 기반으로 토지이용도나 수질도를 작성, 적조 현상 및 부영양화를 모니터링 할 수 있고 눈으로 식별 할 수 없는 농약이나 인구, 가축에 의한 오염 등을 파악할 수 있다.

원격탐사의 가장 기본적인 활용분야인 위성영상분류는 Landsat 영상에서부터 IRS-C1 영상까지 중·대분류 항목의 선정은 이미 이루어져 있다. 최근에는 우리나라에서도 6m급 고해상도인 Kompsat 영상이 보급됨으로써 고해상도에 대한 관심이 높아지고 있으며, 2006년에 발사된 1m급 해상도의 Kompsat-2 영상이 보급되면 고해상도의 분리특성 분석에 대한 연구가 필수라고 할 수 있다. 현재 고해상도 위성영상 중 가장 많이 활용되는 위성은 IKONOS이다.

영상화소 분류정확도를 향상시키는 방법은 영상자료의 해상도를 감소시키거나, 분류항목의 단순화, 참조자료의 다양화 등 3가지로 나눌 수가 있다. 기존의 중·저해상도 영상은 토지이용도등 영상 활용 시 큰 어려움 없이 사용되어왔다. 그러나 기존의 영상분류방법으로는 고해상도 위성영상과 하이퍼스펙트럴 위성영상의 출현으로 분류정확도를 높이는 데 한계점을 보이고 있으며, IKONOS의 분리도 특성의 개념조차 파악되지 못한 상태로 분리기법에 의존했기 때문에 높은 분류정확도를 기대하기란 사실상 불가능 하였다. 최근에는 객체지형영상분석기법으로 임의의 스케일로 영상을 분할하여 많은 정보를 포함하는 영상을 동질성을 지닌 객체로 구성된 영상을 분석함으로써 분류정확도를 시도하였으나 분리도특성에 대한 기본적인 분석이 없이 분류항목의 단순화로 기존의 분류기법과 큰 차이를 보이지 않았다. 그리고 위성영상 분류작업에서는 분류 클래스에 대한 샘플화소의 대표성은 분류 정확도에 많은 영향을 미치기 때문에 분류 정확도 향상을 위해서는 분류이전단계의 최적화가 필요하다.

따라서 본 연구에서는 고해상도 위성 중 활용빈도가 가장 높은 IKONOS 영상에 대한 영상특성을 파악한 후 기존의 중·저해상도 위성영상의 분리도 특성에 대하여 비교 분석하여 고해상도영상의 분류 정확도에 미치는 영향에 대하여 분석하는데 그 목적이 있다.

II. 기본 이론 및 연구 방법

1. 분리도 측정 기법

다과장의 스펙트럴 정보를 이용하여 토지피복 또는 토지이용에 대한 분류를 실시할 때, 적절한 분광밴드를 선정함으로써 그 정확도를 높일 수 있다. 분류에 이용되는 분광밴드의 수에 따라, 중복되는 스펙트럴 특성을 판별확률에 채택함으로써 분류 정확도는 향상되지 못하고 오히려 작업 시간만 증가 될 수 있다. 그러므로 여러 개의 분광 밴드의 데이터를 이용하여 분류를 실시하는 경우 각각의 분류 항목 등을 가장 효율적이고 정확하고 그리고, 경제적으로 판별해 낼 수 있는 분광 밴드 조합을 결정하여야 하며, 이것은 추후 밴드수가 현재보다 많아질 경우 더욱 중요한 일이 된다[1][2].

특정 클래스간의 분류정확도를 높여주기 위해서는 오차 확률을 최소화해야 하는데, 이 확률값은 직접적으로 구해질 수 없으므로 이 확률의 특성을 잘 반영할 수 있는 분리도(separability)로 대신하고 있다. 즉 클래스간의 중복면적이 줄어들면 그만큼 특성화소를 옳은 클래스로 분류할 확률이 증가하는 것이다. 두 클래스간의 표준편차와 평균이 각기 일정한 상태라고 가정하면 평균간의 거리가 멀어질 때 두 클래스 확률함수간의 중복면적은 감소하게 된다.

또한 평균간의 거리가 불변인 상태에서 표준편차가 증가하면 중복 면적도 증가하게 된다. 이러한 함수의 특성을 고려한 오차 확률의 변화를 식(1)과 같이 평균간의 정규화 거리(normalized distance between the means)로 나타내고 있다.

$$d_{norm} = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sigma_1 + \sigma_2} \quad (1)$$

일반적으로 분리도 척도가 갖춰야 할 수학적 요건으로는 첫째, 서로 다른 확률함수간의 분리도는 항상 양의 값을 가져야 한다. 둘째, 자체 확률함수에 대해서는 0이어야 한다. 셋째, 대칭적이어야 한다. 넷째, 측정 벡터성분이 통계적으로 독립일 때,

$$d_{ij}(X_1, X_2, X_3, X_4, \dots, X_n) = \sum_{k=1}^n D_{ij}(X_k) \text{ 이어야 한다.}$$

본 논문에서는 상기의 수학적 조건을 만족시키고 널리 적용되는 divergency, mahalanobis 거리, jeffreymatusita거리에 대하여 간략히 서술한다.

분리도 척도로서의 Divergency는 원격탐사에 의해 얻어진 데이터에 대한 machine process에서 통계적 분리도 측정 시 가장 많이 쓰이는 방법이고, 또한 feature selection에 많이 쓰는 방법이다.

Divergency는 감독분류(supervised classification)의 트레인에서 얻어진 클래스별 평균과 공분산으로부터 식(2)가 얻어진다.

$$L_{ij}(X) = \frac{p(X | w_i)}{P(X | w_j)} \quad (2)$$

우도비(likelihood ratio)가 커질수록 class i로 분류될 가능성이 많다는 것은 $P(x | \omega_i) \sim N(U_i, \Sigma_i)$ 로 나타낼 수 있다. 여기서 로그 우도비를 고려하여 식(3)으로 척도를 고려한다. 여기서, $p(X | w_i)$ 는 항목의 클래스이다.

$$L_{ij}(X) = \ln P(X | w_i) - \ln P(X | w_j) \quad (3)$$

위 식으로부터 클래스 i, j 간의 divergency(D_{ij})는

$$D_{ij} = E\left[\frac{\ln P(X | w_i) - \ln P(X | w_j)}{w_i}\right] + E\left[\frac{\ln P(X | w_j) - \ln P(X | w_i)}{w_j}\right] \quad (4)$$

으로 나타내고 있다.

이때 D_{ij} 식은 부피적분의 형태로 되어 있으므로 오차 확률과 마찬가지로 그 값을 직접 얻을 수 없다. 그러므로 각 클래스들이 정규 확률분포라는 가정 하에,

$$P(X | w_i) = N(U_i, \Sigma_i), P(X | w_j) = N(U_j, \Sigma_j) \quad (5)$$

을 대입하면 식 (6)과 같이 정리되고, 이에 대한 유도는 생략한다[3].

$$Divergency = \frac{1}{2} \text{tr}[(V_c - V_d)(V_d^{-1} - V_c^{-1})] + \frac{1}{2} \text{tr}(V_c^{-1} - V_d^{-1})(M_c - M_d)(M_c - M_d)^T \quad (6)$$

위 식은 두개의 항으로 이루어져 있는데, 첫 번째 항은 공분산의 차이로 생기는 영향을 반영하며, 두 번째 항은 평균간의 정규화 거리를 다변량 형식으로 일반화시켜 놓았다. 따라서 평균과 공분산이 모두 같지 않은 한 0값을 갖지 않게 되어 d_{norm} 의 문제는 해결된다. 또한 두 개 클래스간의 계산이 아닌 다중 클래스에 있어서 모든 조합이 가능한 클래스의 divergency 평균값은 식(7)과 같이 된다.

$$d_{ave} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M P(w_i)P(w_j)d_{i,j} \quad (7)$$

그러나 이 값의 가장 큰 것을 유효밴드 조합에 이용하는 것은 타당하지만 아래 그림과 같이 정규화 거리에 대한 divergency와 오차확률의 변화형태가 달라 문제가 발생한다.

bhattacharyya 거리는 divergency와 마찬가지로 부피적분이 행해진다.

이것은

$$B_{ij} = - \ln \int_X \sqrt{P(X | w_i)P(X | w_j)} dx \quad (8)$$

로 나타낸다. 여기에 정규분포를 가정한다면,

$$B_{ij} = \frac{1}{8} (U_i - U_j)^T \left(\frac{\Sigma_i + \Sigma_j}{2} \right)^{-1} + \frac{1}{2} \ln \left| \frac{(\Sigma_i + \Sigma_j)/2}{(|\Sigma_i| \cdot |\Sigma_j|)^{1/2}} \right| \quad (9)$$

로 정리된다.

이때 두 클래스간의 공분산 행렬을 같다고 놓으면 두 평균값의 mahalanobis 거리가 되고, 이것은 divergency에서도 마찬가지로이다.

2. 연구 방법

본 연구는 영상분류기법에 있어서 데이터의 정규성 정도가 영상분류의 객관적 기준으로 도입될 수 있는가에 대한 가능성을 분석하고, 영상분류 이전의 분리도의 특성을 파악하여 분류의 정확도와의 상관관계를 분석함으로써 위성영상분류 정확도를 향상시키고자 하는데

그 목적이 있다.

IKONOS 영상의 공간해상도가 1m 급으로 높아짐에 따라 전체 영상에 다양한 분석 방법을 적용하는 것은 비효율적이므로, 소규모 지역을 선정 하였다. 각 위성영상마다 분리도 특성이 다르므로, 위성영상의 분리도를 먼저 파악하고, 그에 적합한 분류항목을 설정하여 분류를 실시했다.

먼저 연구 대상지역을 선정한 후 그 지역에 대한 공간자료의 획득을 위해 국토지리정보원에서 제작된 축척 1:1,000, 1:25,000, 수치지도와 1:1,000 토양도를 사용하였으며, 현장답사를 병행하였다. 영상은 영상마다의 분리도를 비교, 분석하기 위해 IKONOS 영상, Spot5 영상, Landsat 영상을 이용하였다. 선정된 지역에 대하여, PCI V62, ERDAS 8.6, Autodesk Map 2000, Image Analyst 8.5, ArcView GIS 3.3, MATLAB 6.2 프로그램을 사용 하였다.

연구 대상지역은 부산광역시 금정구 장전동 일대를 선정 하였다. 도심과 산림, 도로, 물 지대가 고루 분포되어 밴드별 분광특성을 파악하기가 용이하고 영상별로 분광특성을 비교 분석하는데 효율적이다. 본 연구의 연구방법을 흐름도로 나타내면 [그림 1]과 같다.

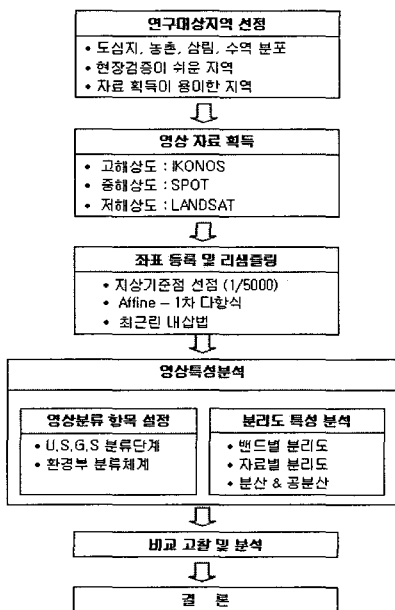


그림 1. How to Study

III. 실험 및 고찰

1. 연구대상지역 선정

본 연구에서는 연구대상지역으로 부산광역시 장전동 일대를 선정 하였다. 영상분석에 해당하는 도시 지역과 산, 수역 등이 고루 분포 되어있어 실험 항목을 선정 하는데 적절하다. 위성영상의 전처리 과정인 기하보정으로 지상기준점을 선정하기위해 적당한 넓이의 IKONOS 영상, Spot5 영상, Landsat TM 영상을 사용하였고, 수치지도 TM 좌표를 UTM 좌표체계로 변환 하였다.



(a) IKONOS



(b) Digital Map(1:1,000)

그림 2. IKONOS Imagery and Digital map of Study Area

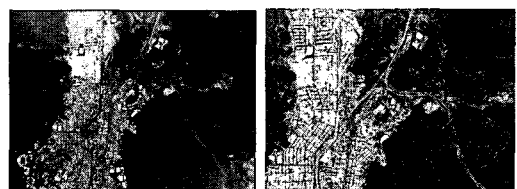


그림 3. Ground Control Point

분리도 특성분석을 위해 사용된 IKONOS영상 ([그림 2])는 2003년 4월 22일 취득한 것으로 흑백 1m, 칼라 4m(다중분광4밴드) 영상자료를 공급하는데, 이 연구에서 사용한 자료는 동시에 취득된 두 영상을 융합하여 생성한 칼라 1m 급 고해상도 영상이다. SPOT 영상은 2004년 1월 21일 취득한 영상이고, Landsat영상은 2000년 4월 23일 취득한 영상이다. 지상기준점 선점은 [그림 3]과 같이 1:1,000축척의 수치지도를 활용하였다.

2. 분류항목 선정

본 연구는 분류항목 선정에 있어서 트레이닝 데이터의 대표성을 정규화로 구현하고, 분류 클래스간 중복도를 검토함으로써 분류방법 적용 시 분류 정확도를 향상시키고, 트레이닝의 대표성을 감안 하기위해 선정기준으로 미국지질 조사국(U.S.G.S : United States Geological Survey)의 토지이용/토지피복분류체계(Landuse/Landcover classification)와 환경부 토지피복분류도의 분류 체계를 따르는 것이 합리적이다[4]. U.S.G.S 분류 체계는 원격탐사의 자료가 센서체계나 영상 해상도에 따라서 달라지므로 이에 따른 상세의 정도를 나타내기 위해 4단계의 정보를 이용하도록 하였다. 상기의 분류체계와 실험영상에 적용을 고려한 결과, 물, 삼림, 논, 밭, 도로, 주택지, 공장, 고층건물, 나대지 등 9가지 클래스를 적용하였다.

3. 영상별 통계특성분석

3.1 단변량 통계치 분석

다중분광자료의 기본 자료인 단변량(Univariate)과 다변량(Multi-variate) 통계를 계산하는 것은 화상의 각 밴드에 대한 최대, 최소, 평균, 표준편차, 분산-공분산 매트릭스, 상관 매트릭스, 그리고 히스토그램을 그리는데 이용되는 각 채널에서 이용되는 밝기(BV ; brightness values)의 빈도 등을 포함하는데, 이들 각 통계치는 원격탐사 자료를 디스플레이하고 분석하는데 필수적인 정보를 제공한다. 단변량 통계치인 평균, 표준편차, 분산 등은 편중 측정을 위한 정보를 제공하며, 다변량 통계치인 공분산과 분산은 자료의 중복성이나 화소의 품질을 파악하는데 유용하게 사용된다[5].

[표 1]은 IKONOS에 대한 단변량 통계치인데, Band 3에서 분산(4704.023), 및 표준편차(68.586) 값이 가장 낮게 나타났으며 최하의 밝기값(252), 밝기값의 최소범위(252-1291)를 나타낸다. 밴드 1에서 분산(11940.91) 및 표준편차(109.274)가 가장 크게 나타났다. 밴드 2는 가장 넓은 밝기값(225-1648)을 가진다.

표 1. Univariate Analysis about IKONOS

	IKONOS		
	Band 1	Band 2	Band 3
평균	320.116	434.768	402.225
중앙값	271.867	392.688	373.18
분산	11940.91	9860.165	4704.023
표준편차	109.274	99.298	68.586
최소값	100	225	252
최대값	1513	1648	1291
범위	1413	1423	1039

[표 2]는 Spot 영상에 대한 단변량 통계치를 나타낸 것인데 밴드 3에서 최소분산(621.838)을 가지며 표준편차(24.937)도 가장 적은 것으로 나타났다. 밴드 1은 최하의 밝기값(17), 밝기값의 최소범위(17-210), 그리고 가장 낮은 평균치(68.733)을 나타낸다. 반대로 밴드 2는 최대분산(1189.825)과 가장 넓은 밝기값(42-255)을 가진다.

표 2. Univariate Analysis about Spot Imagery

	Spot		
	Band 1	Band 2	Band 3
평균	68.733	83.837	89.511
중앙값	68	74	80
분산	792.264	1189.825	621.838
표준편차	28.147	34.494	24.937
최소값	17	42	59
최대값	210	255	255
범위	193	213	196

[표 3]에서는 Landsat 영상의 단변량 통계치를 분석한 결과 Band 2는 밝기값의 최소범위(19-133), 그리고 가장 낮은 분산(60.595)을 나타낸다. 밴드 5는 가장 높은 분산(579.654)을 가졌으며, 가장 넓은 밝기값

(20-212)을 가진다. 각각 영상별로 단변량 통계치를 분석하면 밴드별로 통계치가 비슷한 분포를 가진다는 것을 알 수 있었다.

표 3. Univariate Analysis about Landsat Imagery

	Landsat					
	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 7
평균	85,261	52,083	40,191	62,259	75,972	35,487
중앙값	79	34	35	62	74	31
분산	202,952	60,595	192,031	170,165	579,654	279,67
표준편차	14,246	59,508	13,858	13,044	24,076	16,723
최소값	67	19	18	10	20	4
최대값	207	133	186	164	212	145
범위	140	114	168	154	192	141

각 화소에 대한 분광 측정값에서 유도된 각각의 다른 밴드의 원격탐사자료는 비슷하게 변화하는 있으나 분광측정치가 개별적이므로 상호관계에 대한 분석이 필요하다. [그림 4]는 [표 1][표 2][표 3]의 결과에서 각 영상에 대한 분산의 변화를 검토하였는데 각 영상밴드 별로 파장대는 비슷한 분포를 보이면서 분산치가 변화됨을 알 수가 있었다.

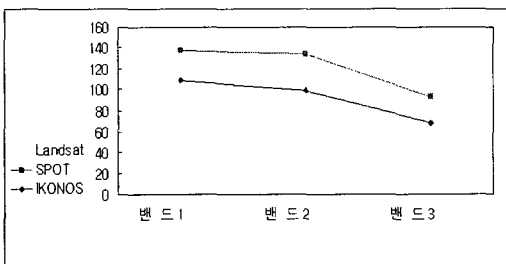


그림 4. Dispersion Transition about Wavelength of Satellite Imageries

각 화소에 대한 분광 측정값에서 유도된 각각의 다른 밴드의 원격탐사자료는 비슷하게 변화하는 있으나 분광측정치가 개별적이므로 상호관계에 대한 분석이 필요하다. 개별 영상에 대한 분산의 변화를 검토한 결과 파장대는 비슷한 분포를 보이면서 분산치가 변화하는 것으로 나타났다.

3.2 영상별 상관행렬 분석

측정 단위에 영향을 받지 않는 방법으로 변수간의 상호 관계를 측정하기 위해 상관계수가 이용된다. 상관범위는 +1에서 -1까지이다. +1의 상관계수는 두개의 밴드에서 밝기값 사이의 완벽한 정(+)의 관계를 나타낸다.

표 4. IKONOS Correlation Matrix

	Band 1	Band 2	Band 3
Band 1	1.0000000		
Band 2	0.9733952	1.0000000	
Band 3	0.9664829	0.9657471	1.0000000

표 5. Spot Correlation Matrix

	Band 1	Band 2	Band 3
Band 1	1.0000000		
Band 2	0.1481630	1.0000000	
Band 3	0.1703778	0.2112252	1.0000000

표 6. Landsat Correlation Matrix

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 7
Band 1	1.0000000					
Band 2	0.4537306	1.0000000				
Band 3	0.4620478	0.5629109	1.0000000			
Band 4	0.5445124	0.4227046	0.4607832	1.0000000		
Band 5	0.4323464	0.4257847	0.4482020	0.4781035	1.0000000	
Band 7	0.3687022	0.3013360	0.3610614	0.3258148	0.4658075	1.0000000

특정 밴드에서의 화소 값이 증가하면, 또 다른 밴드의 값 역시 증가한다. 반대로 -1의 상관 계수는 한 밴드가 다른 밴드와 부(-)의 관계를 나타낸다. 한 밴드에서 밝기 값이 증가하면 다른 밴드의 그와 상응하는 화소는 대칭적으로 감소한다.

상관계수 -1과 +1사이에는 다소 불완전한 관계가 존재한다. 상관계수 0은 원격탐사 데이터의 두 밴드간에 선형적인 관계가 없음을 나타낸다. 밴드 간의 상관관계는 대개 표본자료의 밴드간 상관을 상관행렬로 나타낸다. 대개 대각선 아래의 계수만이 표현되는데, 이것은 대각선 부분은 1.0이며, 대각선 위부분은 중복되기 때문에 제외했다.

다음 [표 4][표 5][표 6]은 영상별 밴드간의 상관행렬을 나타낸다. [표 4] IKONOS는 높은 상관(0.966 <math>r < 0.973</math>)을 나타내었고, [표 5]의 Spot은 낮은 상관(0.148 <math>r < 0.211</math>)을 나타냈다. [표 6]은 Landsat은 가시밴드(1,2,3)는 보통의 상관(0.454 <math>r < 0.563</math>)을 나타내었고, 근 적외선 밴드(4)와 중 적외선 밴드(5,7)는 낮은 상관($r=0.32$)을 나타냈다.

3.3 영상별 분산-공분산 행렬

공분산이라 불리는 측정치는 공통 평균에 대한 두 변수의 상관도이다. 각 화소의 분광 측정값이 독립적이지 않기 때문에 상호작용에 대한 측정이 필요하다.

분산-공분산 행렬로 표현되는데 행렬의 모든 요소는 하나의 중복 값을 가진다. 다음 [표 7][표 8][표 9]는 각 영상의 공분산 행렬을 나타낸다.

표 7. IKONOS Variance-Covariance Matrix

	Band 1	Band 2	Band 3
Band 1	189.7126345		
Band 2	192.5776874	206.3180948	
Band 3	140.2210395	146.1177417	110.9536885

표 8. Spot Variance-Covariance Matrix

	Band 1	Band 2	Band 3
Band 1	0.4179014		
Band 2	0.0754532	0.6205862	
Band 3	0.0759986	0.1148160	0.4761144

표 9. Landsat Variance-Covariance Matrix

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 7
Band 1	2.1934960					
Band 2	0.5763047	0.7354808				
Band 3	0.7841264	0.5531667	1.3129900			
Band 4	0.7084350	0.3184539	0.4638218	0.7716966		
Band 5	0.8628687	0.4920624	0.6920684	0.5659659	1.8158875	
Band 7	0.5800003	0.2792189	0.4470126	0.3092450	0.6782019	1.1673902

3.4 분리도 특성분석

클래스간의 분류 정확도를 높여주기 위해서는 오차 확률을 최소화 하는데 있다. 이 확률 값을 직접적으로

구해질 수 없으므로 이 확률의 특성을 잘 반영 할 수 있는 분리도(separability)로 대신하고 있다.

클래스간의 중복 면적이 줄어들면 그 만큼 특정 화소를 옳은 클래스로 분류할 확률이 증가한다. 두 클래스간의 표준편차, 평균이 각기 일정할 때 평균 간의 거리가 멀어질 때 두 클래스간의 중복 면적은 줄어들게 된다.

클래스간의 분리도가 높을수록 분류자에게 판별력이 좋은 사전정보를 입력시키는 것이며, 분류 정확도를 예측할 수 있게 된다.

3.4.1 IKONOS 분리도 특성

발산도(divergence)는 원격탐사자료의 컴퓨터 처리에 있어서 사용된 통계적 분리도의 첫 번째 측정치 중 하나로 Feature Selection 방법으로 가장 널리 사용된다. [표 10]은 IKONOS영상에서의 실험결과 분리도 측정값을 나타낸 것으로 최소값은 0.251(class 7-9)이고, 최대값은 2.000(class 1-4)이다. 대체로 분리도가 높게 나타났으며, class 2-6, class 5-6이 다른 클래스 보다 낮게 나타났고, class 7과 class 9의 분리도는 아주 낮게 나타났다. 평균 분리도는 1.572이다.

발산도의 분리도는 대체로 좋게 나타났고, 최소값은 0.258(class 7-9), 최대값은 2.000으로 나타났다. 특히 클래스 3-7, 3-8, 7-9는 좋지 않음을 나타냈다.

3.4.2 Spot 분리도 특성

Spot의 거리에 대한 분리도는 [표 10]과 같이 클래스 1과 나머지 클래스와, 클래스 2와 나머지 클래스의 분리도는 아주 높게 나타났다.

표 10. IKONOS Class Separability

a) Bhattacharrya Distance

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	1.975								
3	1.882	1.344							
4	2.000	1.969	1.962						
5	1.960	1.538	1.787	1.513					
6	1.738	1.166	1.593	1.778	1.003				
7	1.905	1.457	0.478	1.864	1.512	1.469			
8	1.998	1.794	0.670	1.945	1.799	1.880	1.074		
9	1.963	1.697	0.935	1.894	1.688	1.701	0.251	1.391	

b) Transform Divergence

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	1.999								
3	2.000	1.581							
4	2.000	2.000	1.999						
5	2.000	1.997	1.966	1.665					
6	2.000	1.986	1.929	1.984	1.270				
7	2.000	1.909	0.578	1.914	1.955	1.925			
8	2.000	1.826	0.773	1.999	1.938	1.923	1.501		
9	2.000	1.992	1.157	1.954	1.999	1.997	0.258	1.900	

b) Transform Divergence

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	2.000								
3	2.000	2.000							
4	2.000	2.000	1.985						
5	2.000	2.000	1.998	1.984					
6	2.000	1.998	2.000	1.990	1.988				
7	2.000	2.000	1.929	1.999	2.000	2.000			
8	2.000	2.000	2.000	2.000	2.000	2.000	2.000		
9	2.000	2.000	1.011	1.887	1.999	2.000	1.964	2.000	

표 11. Spot Class Separability

a) Bhattacharrya Distance

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	1.999								
3	1.999	1.940							
4	1.999	1.996	1.855						
5	1.999	1.868	1.867	1.470					
6	1.999	1.808	1.629	1.932	1.024				
7	1.998	1.930	0.516	1.815	1.906	1.760			
8	2.000	1.996	0.972	1.911	1.879	1.649	1.135		
9	1.966	1.810	0.672	1.808	1.846	1.687	0.343	1.160	

표 13. 0.45-0.52 μ m

a) Bhattacharrya Distance

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	1.941								
3	1.999	1.957							
4	1.999	1.996	1.871						
5	1.999	1.812	1.543	1.411					
6	1.999	1.679	1.485	1.792	0.549				
7	2.000	1.999	0.731	1.763	1.570	1.843			
8	2.000	1.999	0.497	1.929	1.681	1.695	1.222		
9	1.996	1.974	0.984	1.570	1.499	1.666	0.850	1.423	

b) Transform Divergence

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	2.000								
3	2.000	2.000							
4	2.000	2.000	1.999						
5	2.000	1.999	1.977	1.858					
6	2.000	1.932	1.878	1.999	1.420				
7	2.000	2.000	0.684	1.992	1.990	1.989			
8	2.000	2.000	1.675	1.999	1.999	1.999	1.560		
9	2.000	1.999	0.850	1.939	1.895	1.872	0.399	1.672	

b) Transform Divergence

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	2.000								
3	2.000	1.999							
4	2.000	2.000	1.997						
5	2.000	1.999	1.761	1.777					
6	2.000	1.966	1.656	1.888	0.618				
7	2.000	2.000	0.848	1.943	1.722	1.894			
8	2.000	2.000	0.621	1.999	1.957	1.929	1.428		
9	2.000	1.999	1.198	1.633	1.576	1.735	0.996	1.860	

표 12. Landsat Class Separability

a) Bhattacharrya Distance

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	1.999								
3	2.000	1.999							
4	2.000	1.994	1.957						
5	2.000	1.990	1.987	1.893					
6	2.000	1.857	1.982	1.916	1.858				
7	2.000	2.000	1.667	1.999	1.999	2.000			
8	2.000	2.000	1.999	2.000	2.000	2.000	2.000		
9	2.000	1.998	0.868	1.815	1.944	1.995	1.760	2.000	

표 14. 0.52-0.60 μ m

a) Bhattacharrya Distance

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	1.584								
3	1.996	1.920							
4	1.999	1.998	1.772						
5	1.999	1.973	0.822	1.518					
6	1.999	1.843	0.583	1.931	1.242				
7	2.000	1.999	0.753	1.659	0.976	1.472			
8	2.000	1.999	0.653	1.932	1.408	0.955	1.287		
9	1.995	1.928	1.065	1.654	1.443	1.583	0.834	1.514	

b) Transform Divergence

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	2.000								
3	2.000	1.995							
4	2.000	2.000	1.968						
5	2.000	1.999	1.049	1.851					
6	2.000	1.965	0.653	1.999	1.607				
7	2.000	1.999	0.867	1.833	1.294	1.756			
8	2.000	1.999	0.868	1.999	1.909	1.418	1.565		
9	2.000	1.999	1.309	1.714	1.719	1.961	0.979	1.945	

최소값은 0.343(class 7-9), 최대값은 2.000(class 7-8) 나타났다. 평균 분리도는 1.671로 좋게 나타나났다. 발산도는 [표 11]의 b와 같이 1.8이상으로 분리도가 좋게 나타났다. 최소값은 0.343(class 7-9), 최대값은 2.000으로 나타났다.

3.4.3 Landsat 분리도 특성

Landsat의 거리에 대한 분리도는 [표 12]의 a와 같이 평균 1.930으로 아주 좋게 나타났다. 최소값은 0.868(class 3-9), 최대값은 2.000 으로 나타났다. 발산도는 [표 12]의 b와 같이 평균 1.964로 더 높게 나타났다. 최소값은 1.011(class 3-9), 최대값은 2.000으로 나타났다.

3.4.4 파장대별 분리도

위성영상의 파장대 별로 다음과 같이 거리에 대한 분리도와 발산도를 나타냈다. [표 13]은 0.45-0.52 μ m에서의 거리 분리도를 나타내며 평균 1.637로 높은 분리도를 나타냈다. 최소값은 0.497(class 3-8), 최대값은 2.000

표 15. 0.63-0.69 μ m

a) Bhattacharyya Distance

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	1.434								
3	1.998	1.965							
4	1.999	1.995	1.508						
5	1.998	1.979	0.805	1.549					
6	1.985	1.810	1.041	1.908	1.247				
7	2.000	1.999	0.647	1.340	0.975	1.514			
8	2.000	1.999	0.729	1.844	1.355	1.338	1.134		
9	1.997	1.962	0.988	1.452	1.557	1.641	0.853	1.478	

b) Transform Divergence

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	1.994								
3	2.000	1.996							
4	2.000	2.000	1.773						
5	2.000	1.999	1.047	1.908					
6	2.000	1.968	1.368	1.999	1.505				
7	2.000	1.999	0.720	1.516	1.437	1.899			
8	2.000	1.999	0.925	1.999	1.907	1.713	1.455		
9	2.000	1.999	1.175	1.509	1.909	1.994	0.953	1.942	

※ 여기서, class 1. 물 2. 삼림 3. 도로 4. 나대지 5. 논 6. 밭 7. 주택지 8. 공장 9. 고층건물을 나타낸다.

으로 나타났다. 발산도는 평균 1.750으로 좋게 나타났으며, 최소값은 0.618(class 5-6), 최대값은 2.000으로 나타났다.

[표 14]의 0.52-0.60 μ m 파장대의 거리에 대한 분리도는 평균 1.564로 보통으로 나타났다. 최소값은 0.583(class 3-6), 최대값은 2.000으로 나타났다. 발산도는 1.728로 조금 높게 나타났고, 최소값은 0.653(class 3-6), 최대값은 2.000 으로 나타났다.

[표 15]의 0.63-0.69 μ m 파장대의 거리에 대한 분리도는 평균 1.55로 보통으로 나타났고, 최소값은 0.647(class 3-7), 최대값은 2.000으로 나타났다. 발산도는 최소값이 0.720(class 3-7), 최대값은 2.000으로 나타났다. 평균은 1.739로 분리도가 좋게 나타났다.

파장대별 분리도는 대체로 좋게 나타났으며, 0.45-0.52 μ m에서 분리도가 더 좋게 나타남을 알 수 있었다.

분석결과 분류 항목 간에 분리도 측정에서 보면 영상 별로는 주택지와 고층건물, 도로와 고층건물이 분리도가 높게 나타났으며, 파장대별은 논과 밭, 도로와 밭, 도로와 주택지의 분리도가 낮은 것으로 나타났다.

IV. 결론

본 연구는 위성영상의 종류에 따라 분리도 상관분석에 관한 연구로서, 분리도 측정 방법을 실험영상에 대

하여 적용하여 클래스 분류 정확도 결과와 비교 하였고, 그 상관성을 측정하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

첫째, 위성영상별로 클래스 분리도를 측정한 결과 분리도 값이 대체로 1.600~2.000으로 높게 나타났다. divergence는 88.73%, 91.10%, 98.24%이고 bhattacharyya 거리는 78.62%, 83.55%, 96.51%로 나타났다. 클래스 조합과 밴드조합을 모두 고려했을 경우 divergence가 bhattacharyya distance 에 비해 더 우수함을 알 수 있었다.

둘째, 분리도 측면에서 보면, 통계적 기법의 경우 분리도 측정을 위한 평균, 발산도 값 외에도 선정된 트레이닝의 화소 값이 통계적 특성치에도 상당히 민감한 것으로 나타났다. 트레이닝 결과 대부분 클래스에 대하여 그 평균과 분산을 모집단에 근사 시키고 있다는 것을 입증 하였다.

셋째, IKONOS 영상은 다른 영상과 달리 밴드사이의 상관관계가 높음을 알 수가 있었다. 고해상도 위성의 경우 하나의 물체에 다양한 픽셀 값이 존재하기 때문에 단정적으로는 파악하기에는 어려움이 따르는 것으로 나타났다. IKONOS 영상 같은 경우는 항공사진처럼 육안 판독이 가능하므로 분류될 수 있는 모든 항목을 분류하는 것이 좋을 것으로 판단된다.

넷째, 통계적으로 각 분류 항목 간에 분리도 측정에서 보면 영상별로는 주택지와 고층건물, 도로와 고층건물이 분리도가 높았으며, 파장대별은 논과 밭, 도로와 밭, 도로와 주택지의 분리도가 낮은 것으로 나타났다.

and Remote Sensing, Vol.45, No.11, pp.1507-1512, 1979.

- [3] 김용일, 인공위성 원격탐사 데이터의 분석정확도 향상에 관한 연구-지형적 분광반사 특성 보정과 통계적 분류기법을 중심으로, 서울대학교 대학원 공학박사학위논문, pp.175-183, 1991.
- [4] D. T. Lindgren, Land Use Planning and Remote Sensing, Martinus Nijhoff Publishers, pp.101-108, 1985.
- [5] J. R. Jensen, Introductory Digital Image Processing; A Remote Sensing Perspective. 2nd edition, Prentice Hall, pp.197-231, 1996.

저 자 소 개

홍순현(Soon-Heon Hong)

정회원



- 1985년 3월 : 동아대학교 토목공학과(공학사)
- 1993년 3월 : 동아대학교 대학원 토목공학과(공학박사)
- 현재 : 부산대학교 산업토목학과 부교수

<관심분야> : 지형공간정보, 도시계획, 도로계획

참 고 문 헌

- [1] D. L. Toll, "An Evaluation of Simulated Thematic Mapper Data and MSS Data for Discriminating Suburban and Regional Land Use and Land Cover," Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol.50, No.12, pp.1713-1724, 1984.
- [2] J. R. Jensen, "Computer Graphic Feature Analysis and Selection, Photogrammetric Engineering