

SPOT HRV 영상을 이용한 부산 지역 토지피복분류에 있어서의 질감의 기여에 관한 평가

정인철¹

An Evaluation of the Use of the Texture in Land Cover Classification Accuracy from SPOT HRV Image of Pusan Metropolitan Area

In-Chul Jung¹

요 약

본 연구의 목적은 질감을 분광정보와 함께 사용했을 때의 분류정확도의 향상을 평가하는데 있다. 먼저 부산지역의 SPOT HRV 영상에 최대우도분류를 적용하여 토지피복도를 작성하였다. 그리고 3번 파장에서 다양한 질감을 추출한 다음, 이 질감을 신호장의 형태로 분광정보에 통합하여 분류하여 질감의 사용이 분류의 정확도에 미치는 영향을 질감별로 평가하였다. 정확도 평가는 전체적인 정확도와 토지피복별 정확도로 구분하였다. 연구결과 전체적인 정확도 향상을 관측할 수 있었는데, 특히 엔트로피의 개선 효과가 우수하였다. 그리고 창의 크기는 5×5와 7×7이 적절한 것으로 나타났다. 그리고 질감에 따라서는 전체적인 정확도는 향상되지 않더라도 일부 토지피복의 정확도는 개선되는 것으로 나타났다. 토지피복별로는 저층건물지역, 아파트 단지, 고층건물지역, 공업지역 등 도시지역의 개선효과가 높은 것으로 나타났다.

주요어: 질감, 토지피복도, 분류정확도, SPOT HRV 자료

ABSTRACT

Texture features can be incorporated in classification procedure to resolve class confusions. However, there have been few application-oriented studies made to evaluate the relative powers of texture analysis methods in a particular environment. This study evaluates the increases in the land-cover classification accuracy of the SPOT HRV multispectral data of Pusan Metropolitan area from texture processing. Twenty-four texture measures were derived from the SPOT HRV band 3 image. Each of these features were used in combination with the three spectral images in the classification of 10 land-cover classes. Supervised training and a Gaussian maximum likelihood classifier were used in the classification. It was found that while entropy produces the best empirical results in terms of the overall classification, other texture features can also largely improve the classification accuracies obtained by the use of the spectral images only. With the inclusion of texture, the classification for

1999년 2월 9일 접수 Received on Feb. 9, 1999

¹ 부산대학교 지리교육과(icjung@hyowon.pusan.ac.kr)

Department of Geography Education, Pusan National University

each category improves. Specially, urban built-up areas had much increase in accuracy. The results indicate that texture size 5 by 5 and 7 by 7 may be suitable at land cover classification of Pusan Metropolitan area.

KEYWORDS: Texture, Land Cover Mapping, Classification Accuracy, SPOT HRV Data

서 론

위성영상을 이용하여 토지피복도를 제작하는 경우 대부분 하나의 화소를 단지 분광적 특성에만 의존하여 하나의 군집에 소속시킨다. 그러나 위성영상에 포함된 정보는 대상물의 분광 특성과 비분광특성(nonspectral features)에 모두 의존한다. 그래서 비분광특성을 분광정보에 통합하여 보다 정확한 정보를 추출하려는 다양한 시도가 이루어져 왔다. 분류에 이용되는 대표적인 비분광특성으로는 외부자료와 질감을 들 수 있다. 이 중 질감은 자료수집이 어려운 외부자료와 달리 영상에서 바로 추출이 가능하다는 점에서 이용이 확대되고 있다.

질감에 대한 공식적인 정의는 아직 존재하지 않지만(Russ, 1995), 대상물의 구조, 형태, 느낌, 연결성 등에 대한 공간적인 정보를 제공하는 것으로 알려져 있다. 그래서 다분광 영상 분류기법에서는 추출하기 어려웠던 건물밀집 지역과 같은 복잡하고 이질적인 토지피복정보를 위성영상에서 추출하는데 이용되고 있다. 특히 전통적인 분광분류에만 의존하여 SPOT HRV와 같은 고해상도 영상을 도시나 도시근교지역의 분류에 이용할 경우는, 오히려 해상도가 낮은 영상에 비교하여 분류의 정확도가 감소하는 경우도 있다(Sadler, 1991). 이것은 개선된 공간해상도가 군집내의 변량(within-class variance)을 증대시켜서, 군집간의 분광 혼돈을 야기하기 때문이다(Gong 등, 1992).

그러나 분류과정에 질감을 포함하면 이러한 문제는 개선될 수 있다. 예를 들어 동북부 캐나다의 SPOT 영상에 분광 분류만 사용하였

을 때에는 55.1%의 정확도를 기록하였으나 질감 정보를 동시에 사용하였을 때는 86.7%로 정확도가 향상되었다(Franklin과 Peddle, 1990).

그러나 이러한 질감의 유용성에도 불구하고, 사용방법과 사용효과에 대한 경험적인 연구는 절대적으로 부족한 실정이다(Nadler와 Smith, 1993). 이에 본 연구에서는 질감정보를 분광정보와 통합하였을 때의 분류정확도의 개선효과를 부산지역의 SPOT HRV 영상의 사례를 통해 살펴보고자 한다.

본 연구에서 사용된 영상은 1996년 4월 23일에 촬영된 김해시와 양산시 일부를 포함하는 공간해상도 20m의 부산지역 SPOT HRV XS 영상인데 1165 Column × 1120 Row의 크기로 2.33km × 2.24km에 해당한다(그림 1).¹

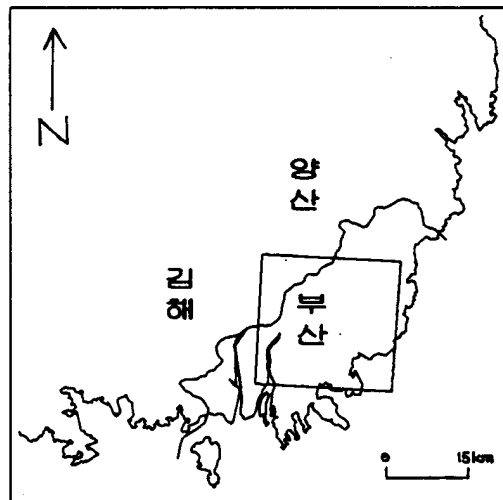


FIGURE 1. Location map of the study area, Pusan and surroundings, Korea

연구방법

질감분석은 크게 두 가지로 구분된다. 첫 번째는 구조적 방법으로 특정한 무늬인 하부 패턴(subpattern)의 규칙성을 통해 질감을 연구하는 것이다. 전통적인 푸리에 분석이 종종 이 규칙성을 파악하는데 사용된다. 두 번째 방법은 통계적 방법으로 패턴의 통계적 측정값을 이용한다. 통계적 측정법 중에는 주어진 거리에서의 밝기값 i 에서 j 까지의 추정된 확률을 요소로 사용하는 공간명도의존행렬(GLCM, Grey Level Co-occurrence Matrix)에서² 추출된 일련의 질감 측정치가 질감정보를 추출하기 위해 가장 많이 사용되고 있다. 대표적인 예가 Haralick 등(1973)이 제시한 질감 연산자이다. 그러나 이 방법을 실행하기 위해서는 두 가지 문제점이 있다. 첫째는 이 행렬이 밝기값의 공간적 관계뿐만 아니라 영상에서의 지역적 밀도, 배경 변화에도 의존한다는 것이다. 두 번째는 이 행렬이 주어진 거리에서의 화소간의 공간적 관계를 특정화하는 것인데 거리의 선택이 문제가 된다. 이러한 이유로 이 행렬에서 추출된 형태는 종종 여러 개의 거리 벡터에 의해 평균화된다. 그러나 이것은 훨씬 많은 계산 시간을 요하는 단점이 있다(Wang과 He, 1990).

공간명도의존행렬의 계산은 두 단계로 이루어진다. 먼저 주어진 크기의 창을 이동시켜서 co-occurrence 행렬을 계산하고 이로부터 수치영상의 공간정보를 추출한다. 이 행렬은 주어진 창에서 주어진 거리와 각도에 의해 구분된 화소의 쌍에 대한 밝기값의 조합의 빈도를 포함한다. 다음 단계는 행렬요소의 상대적 위치에 따라 공간정보를 기술하는 통계치를 구한다. 다양한 통계치가 공간정보의 기술에 사용될 수 있는데, 본 연구에서는 가장 널리 사용되는 다음의 통계치를 이용하여 질감의 분류정확도 개선효과를 검증하기로 한다. 단 $P(i, j, d, \theta)$ 는 명암도 i 와 j 이면서 이산적 거리 수치 d 만큼 떨어져지고, 이산적 각도 θ 방향

으로 나열된 화소 쌍들의 수이다.

- ① 균일성(Homogeneity : HOM) : 지역적 균일성(Local Homogeneity) 또는 역차이 모먼트(Inverse difference moment)라고도 한다. 대각선상에 위치한 GLCM 요소의 수치가 높을수록 높아진다.

$$HOM = \sum_i \sum_j \frac{P(i, j, d, \theta)}{1 + (i - j)^2}$$

- ② 관성(Inertia : IER) : 대조성(Contrast), 차이 모먼트(Difference Moment)이라 불리기도 하는데 균일성과는 반대되는 개념이다. 명도차이가 많이 나는 화소 쌍의 수가 많을수록 이 값은 크게 나타난다.

$$IER = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j, d, \theta)$$

- ③ 차별성(Dissimilarity : DIS) : GLCM의 요소들이 상호 얼마나 다른가를 측정한다. 이 차이가 클수록 높은 값을 가진다.

$$D = \sum_i \sum_j |i - j| P(i, j, d, \theta)$$

- ④ 평균(Mean : MEA) : 명암도 차이가 큰 화소 쌍의 수가 많을수록 높다.

$$MEA_i = \sum_i \sum_j i \cdot P(i, j, d, \theta)$$

- ⑤ 변량(Variance : VAR) : 지역(local region) 내의 명도차가 클수록 높다.

$$VAR_i = \sum_i \sum_j (1 - M_i)^2 \cdot P(i, j, d, \theta)$$

- ⑥ 엔트로피(Entropy : ENT) : GLCM의 요소들이 동일한 값을 가질수록 높아진다.

$$ENT = - \sum_i \sum_j P(i, j, d, \theta) \cdot \log P(i, j, d, \theta)$$

- ⑦ 에너지(Energy : ENE) : angular second moment 또는 uniformity라고도 하는데 균일성과 마찬가지로 영상의 등질성을 재는 척도가 된다. GLCM의 요소들이 동일한 값을 가질 때 최소가 된다.

$$ENE = \sum_i \sum_j P^2(i, j, d, \theta)$$

⑧ 최대확률(Maximum Probability : MXP) : GLCM의 요소들 중 최대치이다.³

$$MXP = Max \{P(i, j, d, \theta)\}$$

이상의 질감을 추출할 경우 방향 θ 는 0° , 45° , 90° , 135° 의 4방향 또는 이를 더 세분하여 8방향으로 적용한다. 본 연구에서는 4가지 방향의 질감을 추출한 후 이것을 평균한 질감을 사용하였다. 단 일부 방향에서만 질감이 추출되는 경우나 특정방향의 질감을 통합한 분류결과가 평균한 질감을 통합한 결과의 정확도보다 월등히 높을 경우에는 방향에 따른 질감을 사용하였다.

거리의 선정에 관해서는 대부분의 선행 연구의 경우 거리로 1을 채택한다. 그러나 거리의 선정은 원칙적으로 해상도에 따라 달라지게 된다. 그래서 x^2 검증을 이용하여 최적의 거리를 산정하는 방법 등이 제시되고 있다(Zucker와 Terzopoulos, 1980). 그렇지만 아직은 이러한 방법을 사용하여 거리를 채택하기 보다는 1을 거리로 사용하는 것이 일반적이므로, 본 연구에서도 1을 채택하였다.

질감추출을 위해 사용할 창(channels)의 크기는 분류를 위한 질감형태를 추출할 수 있을 정도로 커야하나, 구분 가능한 가장 작은 대상물보다는 작아야 한다(Gonzalez와 Woods, 1992). 이러한 측면에서 대부분의 선행연구에서는 3×3 , 5×5 , 7×7 의 세 가지 창을 사용하고 있다.⁴ 그래서 본 연구에서는 3×3 , 5×5 , 7×7 의 세 가지 창을 사용하였다.

그리고 SPOT HRV 영상에서는 질감추출 파장으로 XS2와 XS3을 흔히 사용한다. 특히 XS3을 사용하는 경우가 많은데, 이는 XS3에서 질감 추출이 용이하기 때문이다(Baraldi와 Parmiggiani, 1990). 따라서 본 연구의 경우에도 XS3에서 질감을 추출하였다.

분류항목의 선정은 미국지질조사국(U. S.

Geological Survey)의 Anderson 분류항목과 유럽환경청(Europe Environment Agency)의 CORINE(Coordination of Information on the Environment) 분류항목의 level II를 참조하여 주거지역, 상업 및 서비스 지역, 공업지역, 교통시설 등의 약 20개 군집으로 구분하기로 계획하였다. 그러나 각 분류군의 분광특성을 표본지역을 통해 분석한 결과 일부 분류군의 속성이 매우 유사하였고, 또 비교사분류(unsupervised classification) 등으로 예비 분류를 실행한 결과 이상과 같이 분류할 경우 정확도가 매우 떨어짐을 확인하였다. 이것은 부산의 토지이용 및 피복 상황이 미국 및 유럽과는 다르기 때문이다. 이러한 측면에서 본 연구에서는 이상의 분류기준과 국립지리원의 지형도의 범례를 비교하여 연구지역의 토지피복을 저층건물지역, 아파트 단지, 고층건물지역, 공업지역, 골프장, 경작지, 나대지, 산림, 내륙수, 해양수의 10개 군집으로 구분하였다(표 1, 2).⁵

TABLE 1. Land-cover types used in the classification of study area

토지피복	내 용
저층건물지역	저층의 도시지역
아파트 단지	아파트 단지
고층건물지역	고층건물 밀집지역
공업지역	공단, 항만시설, 철도
골프장	골프코스 및 이용시설
경작지	논, 밭, 비닐하우스
나대지	공터, 학교 운동장, 모래사장
산림	활엽수, 침엽수, 혼효림
내륙수	강, 수원지, 소류지
해양수	바다

분류방법으로는 최대우도분류(Maximum Likelihood Classification)를 채택하였으며, 영상처리 소프트웨어로는 ER Mapper 5.5를 사용하였다. 단 질감추출은 PCI 6.2 소프트웨어를 이용하여 이루어졌다. 그리고 PCI 질감분석 프로그램에 포함되지 않는 최대확률 질감을 추출하기 위해서는 C 언어를 이용하여 프로그램을 작성하였다.

TABLE 2. Mean and standard deviations of spectral classes of study area

토지피복	XS1		XS2		XS3	
	평균	표준편차	평균	표준편차	평균	표준편차
저층건물지역	123.8	5.9	101.1	7.5	72.8	5.2
아파트 단지	96.5	7.2	69.7	7.8	48.0	6.3
고층건물지역	122.3	8.8	98.3	10.2	69.4	8.0
공업지역	116.3	15.6	93.7	17.4	65.5	14.2
골프장	124.1	4.4	110.1	6.5	142.1	6.6
경작지	121.8	15.2	102.7	17.4	100.4	25.4
나대지	171.0	27.7	171.0	32.6	132.3	21.6
산림	82.8	5.2	57.0	4.9	72.8	8.7
내륙수	89.7	8.6	58.7	10.3	36.5	9.8
해양수	112.6	3.0	67.1	2.5	34.1	1.8

최대우도분류수행에 필요한 훈련지역(training area)은 1:25,000 및 1:5,000 지형도, 1:7,500 도로 지도, 1:10,000 교통지도 등에서 토지이용이 비교적 균질하게 이루어지는 지역을 탐색한 후, 현지조사를 통해 이를 확인한 다음 선정하였다.

분류의 정확도 분석을 위해서는 분류된 영상에서 계층적 무작위 표본추출법(stratified random sampling)에 의해 1,500개의 기준점(reference pixel)을 설정하였다. 그리고 기준점의 토지피복 현황을 파악하기 위해 횡단 메르카토르(Transverse Mercator) 좌표를 이용하여 영상을 기하보정하였다. 일반적으로는 영상에 대한 기하보정을 먼저 수행한 후에 분류작업을 하는 경우가 많으나, 본 연구에서는 기하보정에 의한 재배열 효과(resampling effect)가 질감추출과 분류결과에 영향을 미치지 않도록 하기 위해 사전에 기하보정을 실시하지 않았다. 기준점의 토지피복 현황파악을 위한 현지조사는 영상 촬영 시점이 4월인 점을 고려하여 1998년 4월과 5월 사이에 이루어졌다. 조사결과 1996년 당시의 토지피복이 불명확한 화소와 거의 동일한 비율의 토지피복으로 구성된 혼합화소(mixed pixel)와 같이 기준자료로 사용이 곤란한 496개의 화소는 기준점에서 제외하였다. 이러한 과정을 거쳐 최종적으로 1,004개의 기준점을 선정하였는데, 이것은 군집당 최소 50개의 기준점을 요구하

는 대략적인 분류 기준점 수의 선정 원칙을 충족한다(Congalton, 1991). 이상의 기준점을 가지고 SPOT HRV 영상의 분광파장만 사용하여 분류한 결과와 분광파장에 질감을 추가하여 분류한 결과의 정확도를 전체적인 정확도(overall accuracy)⁶ 지수를 이용하여 비교하였다.⁷

분광분류

분광파장대만 이용하여 최대우도분류를 수행한 결과 전체적으로 71.02%의 분류 정확도를 얻었다. 그림 2의 토지피복도에 의하면 우선 산림, 경작지 그리고 해양수의 비율이 압도적인 토지이용을 차지하고 있음을 알 수 있다. 특히 낙동강을 경계로 동부지역에는 산림이 서부지역에는 경작지가 많은데, 이는 낙동강을 경계로 동쪽에는 구릉성 산지가 서쪽에는 평야 지대가 분포하는 연구지역의 지형을 그대로 반영한 것이다.⁸ 그러나 저층건물지역, 아파트 단지, 고층건물지역, 공업지역, 나대지는 도시지역에 한정해 광범위하게 분포하고 있음을 알 수 있다.

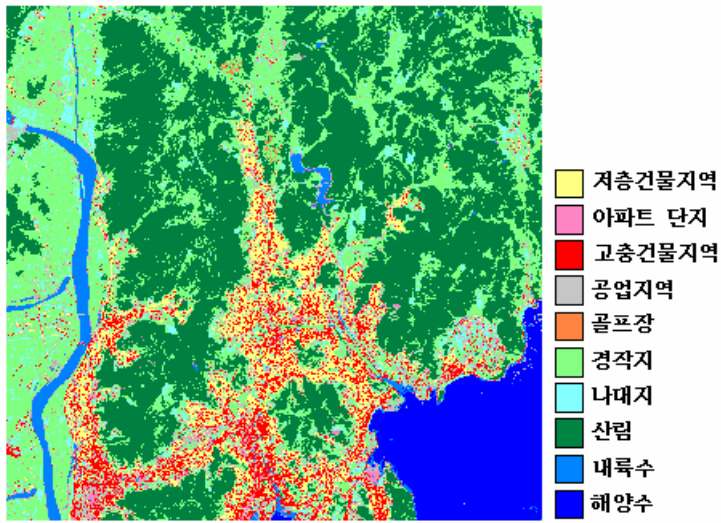


FIGURE 2. Land-cover map produced using spectral data alone

산림, 해양수와 같은 분광특성이 명확한 지

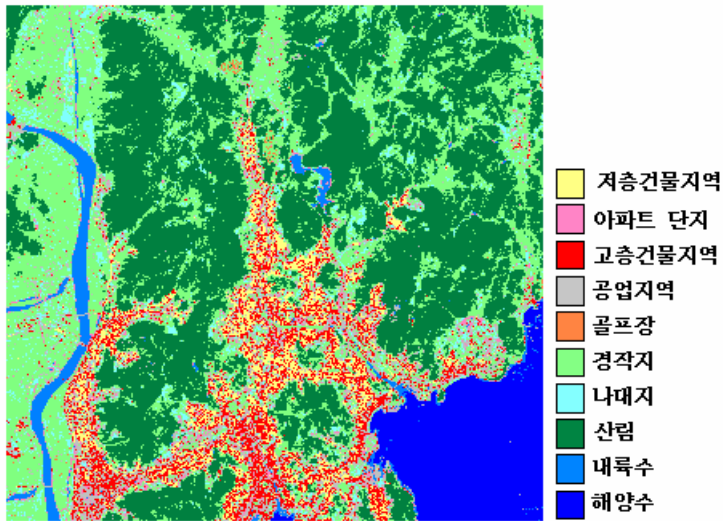


FIGURE 3. Land-cover map produced using spectral data and texture(entropy) with 5 pixel kernel

역은 지도상에서 대부분 정확히 나타나고 있

다. 그러나 밀도가 낮은 산림은 경작지로 구분되는 경향이 있다. 그리고 골프장, 나대지, 내륙수의 경우는 대체로 정확하게 분포하고 있음을 발견할 수 있다.

내륙수와 해양수는 대체로 명확하게 구분되고 있으나, 내륙수가 유입하는 지역의 해양수는 내륙수로 분류되는 경향을 발견할 수 있다.

골프장은 대체로 정확히 분류되고 있다. 그러나 회동 수원지의 북쪽 외곽 부분이 골프장으로 나타나는 경우를 발견할 수 있는데, 이것은 이 수원지 외곽지역의 식생과 골프장의 식생이 유사하기 때문이다.

고층건물지역의 경우는 전체적으로는 정확도가 낮으나, 국지적으로는 정확하게 분석되는 경우도 발견할 수 있다. 대표적인 예가 서면에서 출발하여 범일동과 초량으로 이어지는 고층건물 밀집지역이다. 그리고 간선도로를 중심으로 분포하는 고층건물지역 역시 정확히 분류되고 있음을 알 수 있다.

아파트 단지도 대체로 정확히 구분되고 있다. 그러나 해운대 신시가지 지역 아파트의 경우 건물이 없는 지역들이 농경지로 나타나고 있는데, 이것은 도시개발이 진행중인 과도기적 지역이 토지피복상의 유사함으로 인해 농경지로 분류된 것이다. 이외에도 도시공원과 아파트 단지의 조

경지역, 삼림과 도시지역의 경계지역은 농경지로 구분되는 경향이 있음을 발견할 수 있다.

이제 분류의 정확도를 정확도 행렬에 의해 분석해 보자. 나대지와 산림은 생산자 정확도(Producer's accuracy)⁹와 사용자 정확도(User's accuracy)¹⁰ 모두 80%를 상회할 정도로 분류 결과가 정확하다. 그리고 경작지와 내륙수 역시 사용자 정확도는 다소 떨어지나, 생산자 정확도는 80%를 초과한다. 반면 골프장과 해양수의 경우는 생산자 정확도는 74.51%와 52.45%이나 사용자 정확도는 100%이다. 즉 분광특성이 명확한 이상의 6가지 토지이용의 정확도는 대체로 양호하다고 볼 수 있다.

그러나 도시지역은 아파트 단지를 제외하고는 정확도가 매우 낮게 나타난다. 저층건물지역, 고층건물지역, 공업지역은 생산자 정확도가 59.83%, 50.00%, 38.76%이며, 사용자 정확성 역시 57.85%, 45.37%, 58.82%에 지나지 않는다. 이것은 토지피복과 토지이용이 명확히 구분되지 않는 지역특성에 기인한 것이다. 예를 들어 부산시의 경우는 공단 내에도 상가나 주택지가 병존하는 경우가 많은데 이러한 특성이 그대로 분류결과에 나타났다고 볼 수 있다.

표 3을 백분율에 의해 환산하면 저층건물지역의 경우는 기준점의 30.77%는 고층건물지역

TABLE 3. Contingency table for the classification of spectral data alone into use-type categories

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	사용자 정확도(%)
1. 저층건물지역	70	0	32	18	0	0	1	0	0	0	57.85
2. 아파트 단지	0	58	6	23	0	0	0	0	0	1	65.91
3. 고층건물지역	36	0	49	22	0	0	1	0	0	0	45.37
4. 공업지역	10	11	10	50	0	1	2	0	0	1	58.82
5. 골프장	0	0	0	0	38	0	0	0	0	0	100.00
6. 경작지	1	0	0	11	11	108	21	3	0	5	67.50
7. 나대지	0	0	0	5	1	2	125	0	0	0	93.99
8. 산림	0	1	0	0	1	0	0	107	10	0	89.92
9. 내륙수	0	17	1	0	0	0	0	0	76	22	65.52
10. 해양수	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	100.00
생산자 정확도(%)	59.83	66.67	50.00	38.76	74.51	97.30	83.33	97.27	88.37	52.45	71.02

으로 분류되었으며, 고층건물지역의 32.65%는 저층건물지역으로 구분되었다. 그리고 공업지역의 경우는 저층건물지역, 아파트 단지, 고층건물지역으로 각각 13.95%, 17.83%, 17.05%가 구분되었다.

부산시의 저층건물지역은 큰 도로변을 중심으로 발달한 고층건물지역과 혼재하여 분포한다. 그래서 저층건물지역과 고층건물지역의 구분은 모호할 수밖에 없다. 그리고 이 분석에서 가장 정확도가 떨어지는 것이 고층건물지역과 아파트 단지 그리고 공업지역간의 상호 구분인데, 이것은 토지피복상의 구분이 매우 힘들기 때문이다. 특히 도심과 부심지역의 고층건물지역은 고층 아파트 단지와의 구별이 힘들다. 또한 공업지역 역시 공장의 교외이전으로 인한 토지이용의 변화로 인해 공업지역 고유의 토지피복 특성을 상실해 가고 있다. 본 연구에서는 사상공단지역과 부두지역은 공업지역으로 구분되었으나, 동국철강부지는 공업지역과 아파트 단지로 혼재하여 나타났다.

분류결과 중 다소 의외인 것으로는 아파트 단지와 내륙수의 분류상의 오차를 들 수 있다. 이것은 저수지 외곽에 위치한 화소가 아파트로 분류된 것으로 저수지 외곽지역의 식생과 아파트 화단의 식생의 분광특성이 유사하기 때문에 발생한 것으로 추정된다.

분광과 질감을 통합한 분류

분광과장 XS1, 2, 3에 XS3의 질감을 신호장의 형태로 통합하여 수행한 분류의 전체적인 정확도를 나타낸 것이 표 4이다. 여기에는 HOM5와 HOM7을 통합한 결과가 나타나지 않는데 이것은 이 질감들을 통합했을 때 분류가 불가능하였기 때문이다.

이 결과에 의하면 ENT5의 정확도가 가장 우수하여 질감을 사용하지 않았을 때보다는 6.17%의 개선효과가 있음을 알 수 있다. 다음으로 IER5, VAR7, IER7과 ENT7이 5% 이상의 개선효과가 있었다. 그리고 대부분의 질감을 통합한 분류결과의 정확도는 질감을 통합하지 않았을 때보다 개선되었음을 확인 할 수 있다. 그러나 HOM3는 오히려 정확도를 감소시킨다. 이것은 질감 추출이 제대로 이루어지지 않았기 때문인데, 본 연구지역인 부산의 경우는 이 연산자에 의한 형태추출(feature selection)이 미진하기 때문이라고 추측할 수 있다.

표 4에 의하면 엔트로피(ENT)는 창 크기 관계없이 안정된 개선효과를 전체적으로 나타내고 있다. 그러나 가장 대표적인 질감으로 여러 지역에서 우수한 효과가 보고되었던(Franklin과 Peddle, 1990; Gong 등, 1992) 에너지(ENE)의 개선효과가 낮은 것은 다소 의외이다.

TABLE 4. Land-Use classification accuracy from spectral and texture data.

Texture	Accuracy	Texture	Accuracy	Texture	Accuracy
HOM3	69.52%*	HOM5	—	HOM7	—
IER3	74.30%	IER5	76.79%	IER7	76.69%
DIS3	74.90%	DIS5	74.90%	DIS7	74.80%**
AVR3	74.30%	AVR5	75.40%	AVR7	75.60%
VAR3	72.81%	VAR5	74.50%	VAR7	76.59%
ENT3	75.10%	ENT5	77.19%	ENT7	76.30%
ENE3	72.51%*	ENE5	74.00%	ENE7	73.51%
MPX3	73.61%*	MPX5	74.20%	MPX7	74.90%

* : horizontal orientation of co-occurrence, 3, 5, 7 : window size
 ** : left diagonal
 — : no result,

창의 크기에 따른 분류정확성의 차이도 구별된다. 본 연구의 경우는 5×5와 7×7이 3×3보다 우수한데, 이는 3×3의 창이 본 연구지역에서는 공간정보를 포함할 정도로 충분하지 못하다는 것을 의미한다.

이제 개개의 군집별 정확도를 질감에 따라 비교해 보자. 표 5에 군집별 생산자 정확도, 표 6에는 군집별 사용자 정확도, 그리고 표 7에는 군집별로 우수한 분류향상 기능을 갖는 질감이 요약되어 있다. 이 표들을 살펴보면 전체적으로 질감에 의한 분류의 정확도 향상은 도시지역에서 두드러지게 나타남을 알 수 있다. 대표적인 사례로 표 5와 표 6의 ENT5를 통합한 분류결과를 살펴보자. 이 결과를 표 3과 비교해 보면 아파트 단지, 저층건물지역,

고층건물지역, 공업지역은 생산자 정확도는 24.14%, 8.55%, 10.2%, 11.63%, 그리고 사용자 정확도는 13.89%, 12.95%, 2.99%, 11.07% 개선되었다.

저층건물지역의 경우 생산자 정확도는 HOM3, ENE3, MPX3를 제외하고는 개선되었다. 특히 DIS5(94.02%)와 VAR3(87.18%)은 매우 우수한 생산자 정확도를 보여 준다. 그러나 이들의 사용자 정확도는 52.63%와 53.68%로 오히려 분광분류보다 감소하였다. 사용자 정확도 측면에서는 ENT7(70.87%)과 ENT5(70.8%)가 가장 정확하다.

아파트 단지의 분류의 정확도는 질감을 부여했을 때 전체적으로 개선되었다. 특히 ENT7(95.4%)은 최고의 정확도를 보여주고 있

TABLE 5. Producer's accuracy by class from spectral and texture data.

(unit %)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
HOM3	24.79	89.66	77.55	37.98	70.59	90.99	80.67	97.27	61.62	78.69
IER3	70.01	80.46	54.08	47.29	74.51	98.20	84.00	96.36	54.65	88.53
IER5	74.36	81.61	45.92	49.61	82.35	95.50	86.00	98.18	82.56	78.69
IER7	70.09	77.01	45.92	51.94	84.31	94.60	87.33	98.18	82.56	83.61
DIS3	81.20	86.21	24.49	51.94	76.47	97.30	83.33	94.55	76.74	80.33
DIS5	94.02	86.21	5.10	53.49	78.43	95.50	82.67	98.18	76.74	80.33
DIS7	83.76	78.16	13.27	55.04	78.43	96.40	84.67	97.27	83.72	78.69
MEA3	64.10	81.61	55.10	46.51	74.51	87.39	83.33	97.27	77.91	85.25
MEA5	64.10	88.51	53.06	48.06	74.51	90.99	84.00	97.27	80.23	81.97
MEA7	60.69	85.06	59.18	48.84	72.55	93.69	83.33	97.27	81.40	81.97
VAR3	87.18	81.61	18.37	49.61	76.47	90.09	80.67	92.73	74.42	81.97
VAR5	76.07	78.16	27.55	52.71	76.47	93.69	83.33	97.27	84.88	78.69
VAR7	70.09	81.61	45.92	55.81	76.47	95.49	84.67	97.27	83.72	78.69
ENT3	67.52	85.06	51.02	48.06	74.51	90.09	84.00	97.27	82.56	77.05
ENT5	68.38	90.81	60.20	50.39	74.51	91.89	83.33	97.27	83.72	78.69
ENT7	62.39	81.61	58.16	55.81	74.51	92.79	83.33	98.18	82.56	78.69
ENE3	51.28	88.51	66.33	48.84	74.51	89.19	78.67	95.46	63.95	78.69
ENE5	64.96	90.81	58.16	55.04	74.51	90.09	78.00	93.64	62.79	78.69
ENE7	65.81	95.40	54.08	54.26	74.51	90.09	77.33	93.64	58.14	78.69
MPX3	54.70	85.06	59.18	49.61	74.51	91.89	82.00	97.27	70.93	78.69
MPX5	60.68	90.81	54.08	46.51	72.55	94.60	82.00	95.46	74.42	78.69
MPX7	66.67	86.21	51.02	51.94	72.55	95.50	82.00	94.55	73.26	80.33

* classes 1-10 are described in TABLE 1.

TABLE 6. User's accuracy by class from spectral and texture data.

(unit %)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
HOM3	64.44	60.94	38.97	66.22	100.00	68.24	90.98	89.92	77.94	88.89
IER3	63.57	87.50	48.62	68.54	100.00	69.87	93.33	92.17	70.15	65.85
IER5	64.44	78.02	46.39	66.67	97.67	76.81	90.85	91.53	78.89	96.00
IER7	64.06	78.82	44.12	67.67	97.73	77.21	90.97	91.53	78.02	96.23
DIS3	57.58	81.52	48.00	63.21	100.00	69.23	92.59	92.04	75.86	85.97
DIS5	52.63	80.65	31.25	62.16	100.00	76.81	90.51	91.53	78.57	90.74
DIS7	60.49	75.56	38.24	56.80	100.00	73.29	91.37	90.68	75.00	96.00
MEA3	58.14	74.74	50.00	65.22	100.00	72.93	87.41	89.17	79.76	89.66
MEA5	60.98	78.57	47.71	63.92	100.00	72.14	90.00	91.45	81.18	94.34
MEA7	61.74	74.00	49.57	64.95	100.00	73.76	91.91	90.68	80.46	96.15
VAR3	53.68	78.02	46.15	64.00	100.00	69.93	86.43	91.07	71.91	89.29
VAR5	58.94	77.27	45.00	56.20	97.50	73.24	91.24	91.45	76.84	97.96
VAR7	65.60	82.56	52.94	58.07	97.50	73.61	93.38	91.45	77.42	96.00
ENT3	62.21	78.72	47.62	65.96	100.00	72.46	86.90	89.92	78.89	94.00
ENT5	70.80	79.80	48.36	69.89	100.00	72.86	89.29	89.92	82.76	97.96
ENT7	70.87	80.68	45.97	68.57	97.44	72.54	91.91	90.00	74.74	100.00
ENE3	66.67	63.64	43.92	57.27	100.00	73.88	93.65	88.98	83.33	97.96
ENE5	64.41	69.91	48.72	56.35	100.00	74.07	95.12	89.57	85.71	92.31
ENE7	66.38	61.94	49.07	58.33	100.00	72.46	94.31	89.57	92.59	88.89
MPX3	59.81	66.67	46.40	63.37	100.00	75.56	91.11	89.17	78.21	96.00
MPX5	58.20	71.82	45.69	62.50	100.00	74.47	92.48	88.98	83.12	96.00
MPX7	61.91	70.76	47.17	64.42	100.00	71.14	94.62	89.66	84.00	96.08

다. 사용자 정확도 역시 전체적으로 개선되었으나 HOM3, ENE3 및 ENE7의 경우는 정확도가 약간 하락하였다.

고층건물지역의 경우는 HOM3가 77.55%의 생산자 정확도를 보여준다. 그러나 HOM3의 사용자 정확도는 38.97%로 이것은 분광분류에 비해 하락한 것이다. 차별성(DIS)과 변량(VAR)은 창외 크기에 관계없이 전체적으로 생산자 정확도를 하락시켰고, 평균(AVR)과 에너지(ENE)는 증가시켰다. 사용자 측면에서는 VAR7이 52.94%로 최고의 정확도를 보인다.

공업지역의 경우는 HOM3를 제외하고 전체적으로 생산자 정확도의 개선을 발견할 수 있다. 그리고 MPX를 제외하고는 3×3보다는 5×5와 7×7의 창이 더 정확함을 발견할 수 있다. 사용자 정확도에서는 대체로 분광분류와

유사하거나 약간의 정확도 가감을 볼 수 있다.

골프장의 경우는 IER5와 IER7이 생산자 정확성 측면에서 각각 7.84%와 9.8%의 개선효과가 있으며, 경작지의 경우는 생산자 측면에서는 2~3% 정도의 감소, 사용자 측면에서는 2~3% 정도의 증가를 볼 수 있다.

나대지와 산림은 생산자 정확도와 사용자 정확도 모두 질감에 의해 크게 영향을 받지 않는다. 내륙수의 경우는 생산자 정확도는 질감부여에 의해 전부 감소하였으나 사용자 정확도는 전체적으로 향상하였다. 해양수의 경우는 생산자 정확도는 전체적으로 25%이상 향상되었으나, 사용자 정확도는 감소하는 것으로 나타났다.

결 론

본 연구에서는 질감의 사용이 토지피복분

TABLE 7. Summary of land cover classification accuracy improvement by texture

토지피복	생산자 정확도 향상		사용자 정확도 향상	
	10% 이상	5~10%	10% 이상	5~10%
저층건물지역	DIS5, DIS7, DIS3, VAR3, VAR5, IER5, IER7, VAR7, IER3	ENT5, ENT3, MPX7, ENE7, ENE5	ENT7, ENT5	ENE3, ENE7, VAR7, IER5, HOM3, IER7, IER3
아파트 단지	전체 질감	없음	IER3, VAR7, DIS3, ENT7, DIS5, ENT5, IER7, ENT3, MEA5, IER5, VAR3, VAR5	DIS7, MEA3, MEA7, MPX5
고층건물지역	HOM3, ENT5	MEA7, MPX3, ENE5, ENT5, MEA3	없음	VAR7
공업지역	ENT7, VAR7, ENE5, DIS7, ENE7, DIS5, VAR5, IER7, DIS3, MPX7, ENT5, IER5, VAR3, MPX3, ENE3, MEA7	MEA5, ENT3, IER3, MEA3, MPX5	ENT5	ENT7, IER3, IER7, IER5, HOM3, MEA3, ENT3, MEA7, MPX7, VAR3, MEA5
골프장	없음	IER7, IER5	없음	없음
경작지	없음	없음	없음	IER7, IER5, DIS5, MPX3, MPX5, ENE5, ENE3, MEA7, DIS7, VAR5, MEA3, ENT5, ENT7
나대지	없음	없음	없음	없음
산림	없음	없음	없음	없음
내륙수	없음	없음	DIS7, VAR3, IER3를 제외한 나머지 질감	DIS7, VAR3, IER3
해양수	전체 질감	없음	없음	없음

류의 정확도에 미치는 영향을 평가하였다. 본 연구의 결과는 다음과 같이 요약될 수 있다.

첫째, 전체적으로 보아 질감은 분류의 정확도 향상에 기여하는 것으로 나타났다. 그러나 일부 질감의 경우는 오히려 정확도를 떨어뜨리는 경우도 발견되었다. 이것은 연구지역과 분류조건이 달라 직접적인 비교는 어렵지만, 질감의 사용이 향상 정확도를 향상시킨다는

Ryherd와 Woodcock(1996)의 연구 결과와는 상치된다.

둘째, 전체적인 정확도는 낮더라도 개별군집의 정확도 향상이 이루어지는 경우가 있다. 본 연구의 경우 HOM3가 해당된다.

셋째, 본 연구지역의 경우는 엔트로피에 의한 질감을 통합한 분류결과가 가장 우수함을 알 수 있다. 그러나 다른 지역에서 우수한 효

과를 보였던 에너지와 같은 일부 질감추출자는 분류개선 효과가 미흡하였다.

넷째, 본 연구지역의 경우 질감의 창은 5×5와 7×7이 우수하였다. 이것은 3×3의 창이 질감추출에 충분하지 못함을 보여준다.

다섯째, 토지피복의 유형에 따른 질감통합의 정확도 향상을 분류한 결과 산림과 같은 등질지역은 분광정보만 이용해도 잘 특징화되었으나, 이질적이고 복잡한 토지피복은 질감을 통합하여 사용했을 때 결과가 향상됨을 알 수 있다. 즉 질감은 분광적으로 이질적인 범주의 분류 정확도를 개선하는 데 효과가 있다.

여섯째, 질감도입에 의해 아파트 단지의 분류정확도가 특히 상승하는 것으로 나타났다. 이것은 아파트 단지의 질감추출이 용이하기 때문이다. 이것은 질감의 사용이 질감의 차이가 명확한 분류군의 구별에 효과적임을 의미한다.

향후 연구과제는 본 연구에서 사용하지 않은 다른 질감을 이용해 분류의 정확도를 비교하는 것이다. 예를 들어 질감 스펙트럼(texture spectrum)이나 단순 통계변형(simple statistical transformation) 등의 다양한 질감을 적용해 볼 필요가 있다. 그리고 두 개이상의 질감을 통합하여 분류하는 것도 의미 있는 일일 것이다. 또 질감과 주거밀도와 같은 통계자료를 동시에 사용하여 정확도를 비교해 볼 필요가 있다.

KAGIS

참고문헌

- Baraldi, A. and F. Parmiggiani. 1990. Urban Area Classification by Multispectral SPOT Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 28(45):674-680.
- Barnsley, M.J. and S.L. Barr. 1996. Inferring Urban Land Use from Satellite Sensor Images Using Kernel-Based Spatial Reclassification. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 62(8):949-958.
- Dikshit, O. and D.P. Roy. 1996. An Empirical Investigation of Image Resampling Effects Upon the Spectral and Textural Supervised Classification of a High Spatial Resolution Multispectral Image. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 62(9):1085-1092.
- Franklin, S.E. and D.R. Peddle. 1989. Spectral texture for improved class discrimination in complex terrain. *International Journal of Remote Sensing* 10(8):1437-1443.
- Franklin, S.E. and D.R. Peddle. 1990. Classification of SPOT HRV imagery and texture features. *International Journal of Remote Sensing* 11(3):551-556.
- Fung, T. and K.S. Chan. 1994. Spatial composition of spectral classes: A structural approach for image analysis of heterogeneous land-use and land-cover types. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 60(2):173-180.
- Gong, P., D.J. Marceau and Ph.J. Howarth. 1992. A Comparison of Spatial Feature Extraction Algorithms for Land-Use Classification with SPOT HRV Data. *Remote Sensing of Environment* 40:137-151.
- Gonzalez, R.C. and R.E. Woods. 1992. *Digital Image Processing*. Addison Wesley, New York. 716pp.
- Haralick, R.M., K. Shanmugan, and I. Dinstein. 1973. Textural features for image classification, *IEEE Transactions on Systems, Mans and Cybernetics*:610-621.
- Johnson, K. 1994. Segment-Based Land-Use Classification from SPOT Satellite Data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 60(1):47-53.
- Lillsand, T.M. and R.W.Kiefer. 1994. Remote sensing and image interpretation.

John Wiley & Sons, Chichester. 750pp.

Nadler, M. and E.P. Smith. 1993. Pattern Recognition Engineering. John Wiley & Sons, New York. 588pp.

Ryherd, S. and C. Woodcock. 1996. Combining Spectral and Texture Data in the Segmentation of Remotely Sensed Images. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 62(2):181-194.

Russ, J.C. 1995. The Image Processing Handbook. CRC press, London. 674pp.

Sadler, G.J. 1991. Information extraction from remotely sensed images for urban land analysis. Proceedings Second European Conference on Geographical Information Systems, Brussel. pp. 955-964.

Wang, L. and D.C. He. 1990. A new statistical approach for texture analysis. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 56(1):61-66.

Zucker, S. and D. Terzopoulos. 1980. Finding structure in Co-occurrence Matrices for Texture Analysis. Computer Graphics and Image Processing 12(3):1228-1233. **KAGIS**

주

1. 본 영상에서는 부산시 남부지역의 일부가 나타나지 않고 있다.
2. Grey Level Dependency Matrix, Concurrence Matrix, Grey-Tone Spatial Dependency Matrix는 명칭은 다르나, 모두 이와 동일한 행렬이다.
3. 최소확률은 항상 0이므로 의미가 없어서 사용하지 않는다.
4. 소수의 경우 21×21의 창까지 사용하는 경우도 발견할 수 있다.
5. 활엽수림과 침엽수림과 같은 일부 군집의 경우는 분광 특성이 달라 구분이 가능함에도 불구하고 현지 확인의 어려움과 정확성을 판단할 근거자료의 미비로 본고에서는 구분하지 않았다.
6. 정확하게 분류된 기준점의 수와 전체 기준점의 수의 비율
7. Kappa coefficient와 같은 다른 지수를 사용할 수도 있다. 연구자에 따라서는 특정 지수를 선호하는 경향이 있지만 아직까지 최선의 지수는 존재하지 않는다 (Lillsand 등, 1994).
8. 연구지역의 낙동강 서쪽에도 구룡성 산지가 분포한다. 예를 들어 그림 2의 북서부 산림은 신어산맥에 포함된다. 그러나 연구지역의 지형과 토지이용과의 관계에 대한 자세한 언급은 본고에서 하지 않기로 한다.
9. 오차행렬(error matrix)에서 대각선상에 위치한 화소 수를 그 행의 합으로 나눈 비율
10. 오차행렬(error matrix)에서 대각선상에 위치한 화소 수를 그 열의 합으로 나눈 비율