

# 공기행렬의 질감특성치들에 대한 평가와 적정 적용해상도에 관한 연구

## A Study of Evaluation of the Feature from Cooccurrence Matrix and Appropriate Applicable Resolution

권 오 형\*  
Kwon, Oh Hyoung

김 용 일\*\*  
Kim, Yong Il

어 양 담\*\*\*  
Eo, Yang Dam

### 要 旨

고해상도 위성영상의 출현으로 인해 인간이 사용하는 다양한 판독기재를 영상판독에 적용할 가능성이 넓어졌고, 컴퓨터비전, 패턴인식, 인공지능, 원격탐사 등 많은 분야에서 이런 가능성들을 연구해왔다. 이중 질감은 '영상의 밝기와 색조간의 공간적 분포와 관계'된 양으로 영상판독에 중요한 역할을 한다. 특히 통계적 모델을 기초로 질감정보를 얻는 방법이 많이 연구되어 왔고, 이러한 기법 중 공기행렬을 이용하여 질감을 측정하는 연구는 다른 기법에 비해 계산이 간편하며 위성영상과 항공사진에 적용되어 높은 분류정확도를 나타내어 좋은 질감측정치로 평가되었다. 하지만 기존의 논문들에서 특성치의 선택에 관한 연구 없이 임의적으로 특성치가 선택되었고, 또한 공기행렬이 질감을 잘 표현할 수 있는 적정해상도에 관한 연구가 부족했다.

따라서 본 연구에서는 첫째, 질감측정의 방법으로 공기행렬의 개념을 소개하고, 둘째, 위성영상으로부터 도출된 공기행렬로부터 얻어질 수 있는 여러 가지 특성치들의 유용성을 평가하여 컴퓨터를 이용한 분류 시 적절한 특성치를 선정할 수 있는 근거를 마련하며, 셋째, 여러 특성치들의 공간해상도에 따른 변화추이를 조사하여 공기행렬이 적용될 수 있는 적정해상도를 제시하고자 한다.

### ABSTRACT

Since the advent of high resolution satellite image, possibilities of applying various human interpretation mechanism to these images have increased. Also many studies about these possibilities in many fields such as computer vision, pattern recognition, artificial intelligence and remote sensing have been done. In this field of these studies, texture is defined as a kind of quantity related to spatial distribution of brightness and tone and also plays an important role for interpretation of images. Especially, methods of obtaining texture by statistical model have been studied intensively. Among these methods, texture measurement method based on cooccurrence matrix is highly estimated because it is easy to calculate texture features compared with other methods. In addition, these results in high classification accuracy when this is applied to satellite images and aerial photos. But in the existing studies using cooccurrence matrix, features have been chosen arbitrarily without considering feature variation. And not enough studies have been implemented for appropriate resolution selection in which cooccurrence matrix can extract texture.

Therefore, this study reviews the concept of cooccurrence matrix as a texture measurement method, evaluates usefulness of several features obtained from cooccurrence matrix, and proposes appropriate resolution by investigating variance trend of several features.

\* 서울대학교 지구환경시스템공학부 석사과정

\*\* 서울대학교 지구환경시스템공학부 조교수

\*\*\* 서울대학교 공학연구소 특별연구원

### 1. 서론

오늘날의 많은 분류기법들은 주로 영상의 분광특성에 기초하고 있고 그 중 평균과 공분산을 이용한 최대우도분류법이 대표적이다. 그러나, 고해상도 위성 영상의 출현으로 인해 인간의 판독기재를 영상판독에 적용할 가능성이 넓어졌고 컴퓨터비전, 패턴인식, 인공지능, 원격탐사 등 많은 분야에서 이런 가능성들을 연구해 왔다. 사진측량에서는 인간이 화상을 판독하는 키를 모양, 크기, 패턴, 색조, 질감, 그림자, 장소, 상호위치관계 등 7가지로 정의하고 있고<sup>6)</sup>, 컴퓨터비전에서는 분광특성, 질감, contexture로 정의하고 있다<sup>4)</sup>. 이 중 질감은 '영상의 밝기와 색조간의 공간적인 분포와 관계'된 양으로<sup>5)</sup> 영상판독에 중요한 역할을 한다. 지금까지 연구된 질감을 표현하는 방법은 크게 texture primitive, structure model, statistical model, texture gradient를 이용하는 네 가지로 분류된다<sup>1)</sup>. 특히 statistical model을 기초로 질감정보를 얻는 방법이 많이 연구되어 왔고, 이러한 기법 중 공기행렬(Cooccurrence Matrix)을 이용하여 질감을 측정하는 연구는 Haralick and Bosley(1973), Zucker(1980), Vickers and Modestino(1982), Chetverikov(1984)<sup>5)</sup> 등의 여러 논문에서 소개되었고 다른 기법에 비해 계산이 간편하며 위성영상과 항공사진에 적용되어 높은 분류확률을 나타내어 좋은 질감측정치로 평가되었다. 하지만 기존의 논문들에서 특성치의 선택에 관한 연구 없이 임의적으로 특성치가 선택되었고, 또한 공기행렬이 질감을 잘 표현할 수 있는 적정해상도에 관한 연구가 부족했다.

따라서 본 연구에서는 첫째, 질감측정의 방법으로서 공기행렬의 개념에 대해 살펴보고, 둘째, 위성영상으로부터 도출된 공기행렬로부터 얻어질 수 있는 여러 가지 특성치들의 유용성을 평가하여 컴퓨터를 이용한 분류 시 적절한 특성치를 선정할 수 있는 근거를 마련하며, 셋째, 여러 특성치들의 공간해상도에 따른 변화추이를 조사하여 공기행렬이 적용될 수 있는 최적의 해상도를 제시하고자 한다.

### 2. 공기행렬을 이용한 질감측정

공기행렬은 영상의 화소값들의 공간적 분포상태를 행렬의 형태로 나타낸 것을 말하며 여기에서 여러 가지 질감정보를 얻어낸다.

우선 영상의 크기가  $N_y \times N_x$ 라 가정하고 화소값이  $N_g$ 로 양자화되었다고<sup>4)</sup> 가정한다. 수평방향과 수직방향의 화소들의 집합을 각각  $L_x = \{1, 2, \dots, N_x\}$ ,  $L_y = \{1, 2, \dots, N_y\}$ 라 두고, 화소값의 집합을  $G = \{1, 2, \dots, N_g\}$ 라 두면  $L_y \times L_x$ 는 영상의 임의의 화소를 표현하고 있는 집합이다. 그러면 영상은  $L_y \times L_x$  내의 화소들을 화소값 G로 분배하는 함수이다:  $I: L_y \times L_x \rightarrow G$ .

공기행렬은 전 영상에 걸쳐 하나가 계산되고 공기행렬의 크기는  $N_g \times N_g$ 이다. 공기행렬의 각 성분  $P_{ij}$ 는 거리 d 만큼 떨어진 두 인접화소가 화소값 i와 j를 나타낸 빈도를 나타낸다. 이때 인접관계는 거리와 각으로 정의되고 각관계는 그림 1과 같다.

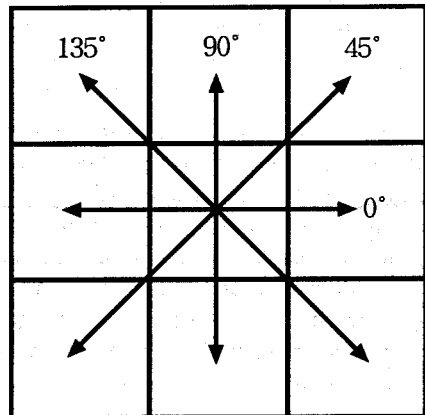


그림 1. 인접화소 간의 각관계

그러면,  $P_{ij}$ 는 식 1에 의해 계산된다.

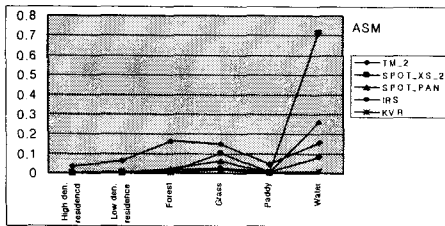
$$P(i, j, d, \theta) = \# \{ ((k, l), (m, n)) \in (L_y, L_x) \times (L_y, L_x) \mid k - m = 0, |l - n| = d, I(k, l) = i, I(m, n) = j \}$$

표 1. 실험에 사용된 영상 및 항목

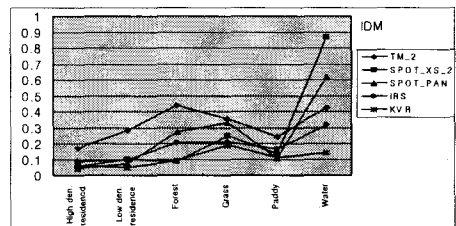
사용된 영상(300×300m <sup>2</sup> )		실험항목과 실험영상의 개수(개)					
영상	해상도	고층주거지	논	산림	수계	저층주거지	초지
Landsat TM band 2	28	10	14	12	12	12	6
SPOT XS band 2	20	10	12	11	8	11	6
SPOT PAN	10	9	11	10	9	12	6
IRS	5.8	9	9	9	9	8	10
KVR-1000	2	9	13	10	10	10	11

표 2. 항목별 해상도별 질감특성치의 변화

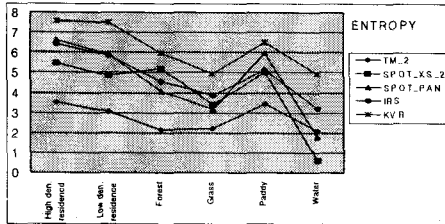
	고층주거지	저층주거지	산림	초지	논	수계
TM band 2						
ASM	0.03665	0.06227	0.16549	0.14967	0.04643	0.15846
IDM	0.16917	0.28231	0.44136	0.35521	0.24586	0.42675
ENTROPY	3.53544	3.05289	2.13608	2.20322	3.43797	2.11189
CORR	7651095	14406513	488349.2	2745002	22084117	1916554.7
SPOT band 2						
ASM	0.00482	0.00975	0.00657	0.10283	0.00869	0.71728
IDM	0.05285	0.10267	0.08998	0.24948	0.13557	0.86667
ENTROPY	5.48063	4.88024	5.22191	3.39990	5.02086	0.59970
CORR	20142559	7973437	34098143	44619487	87457085	4469.60210
SPOT PAN						
ASM	0.00156	0.00347	0.02474	0.06369	0.00377	0.26272
IDM	0.04479	0.07438	0.27468	0.33233	0.10926	0.62019
ENTROPY	6.61130	5.93251	4.06886	3.15836	5.98723	1.80553
CORR	1.16E+08	87544412	1411687	3074382	90027545	19540.87956
IRS						
ASM	0.00196	0.00370	0.01487	0.02919	0.00863	0.08203
IDM	0.08558	0.09784	0.20407	0.20935	0.16781	0.31721
ENTROPY	6.44925	5.87277	4.55915	3.85442	5.12412	3.19789
CORR	1.57E+08	1E+08	13718514	67164276	39108464	468103.758
KVR						
ASM	0.00064	0.00057	0.00526	0.01844	0.00221	0.01110
IDM	0.06241	0.04923	0.09503	0.18798	0.11143	0.13984
ENTROPY	7.56211	7.51698	5.98034	4.93559	6.52567	4.94592
CORR	1.35E+08	1.7E+08	23800000	39432213	1.44E+08	4401536.45



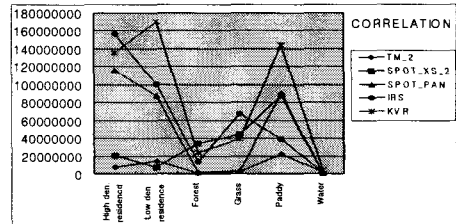
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 2. 항목별 해상도별 질감특성치의 변화(a)(b)(c)(d)

$P(i, j, d, 45^\circ) = \#\{((k, l), (m, n)) \in (L_y, L_x) \times (L_y, L_x) | (k-m=d, l-n=d) \text{ or } (k-m=-d, l-n=d), I(k, l) = i, I(m, n) = j\}$  Entropy로 연구의 범위를 한정한다. 네 가지 특성치에 대한 계산식은 다음과 같다.

$P(i, j, d, 90^\circ) = \#\{((k, l), (m, n)) \in (L_y, L_x) \times (L_y, L_x) | k-m=d, l-n=0, I(k, l) = i, I(m, n) = j\}$  1) Angular Second Moment =  $\sum_i \sum_j p(i, j)^2$

$P(i, j, d, 135^\circ) = \#\{((k, l), (m, n)) \in (L_y, L_x) \times (L_y, L_x) | (k-m=d, l-n=d) \text{ or } (k-m=-d, l-n=-d), I(k, l) = i, I(m, n) = j\}$  2) Correlation =  $\frac{\sum_i \sum_j (ij) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$

(식 1.)

여기서 #은 조건을 만족하는 화소쌍의 계수를  $I(m, n), I(k, l)$ 은 화소(m,n)과 화소(k,l)의 화소값이다.

이상에서 조성된 행렬에서 대각방향으로의 값이 높으면 인접화소간의 밝기값이 비슷하고 부드러운 질감을 나타낸다. 반대로 비대각방향에 값이 높을수록 인접화소간의 밝기값이 차이가 심하며 미세한 질감을 뜻한다. Haralick 등(1973)은 논문에서 이 행렬로부터 계산될 수 있는 14개의 질감특성치를 제안하였다<sup>4)</sup>. 제안된 질감특성치는 다음과 같다.

- ① Angular Second Moment
- ② Contrast
- ③ Correlation
- ④ Sum of Squares
- ⑤ Inverse Difference moment
- ⑥ Sum Average
- ⑦ Sum Variance
- ⑧ Sum Entropy
- ⑨ Entropy
- ⑩ Difference Variance
- ⑪ Difference Entropy
- ⑫⑬ Information Measures of Correlation(I)(II)
- ⑭ Maximal Correlation Coefficient

이러한 특성치 중 질감정보를 이용한 분류에 주로 사용되는<sup>23)4)</sup> 4가지 특성치인 Angular Second Moment, Correlation, Inverse Difference Moment,

3) Inverse Difference Moment =

$$\sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i, j)$$

4) Entropy =  $-\sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j))$

(식 2.)

여기서  $p(i, j)$ 은  $P(i, j)/R$ 로  $R$ 은 공기행렬의 원소의 총합으로 정규화 계수이고,  $\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$ 는

공기행렬의 행방향, 열방향 합들의 평균과 표준편차를 나타낸다. Entropy를 계산할 때  $p(i, j)$ 가 0일 경우 충분히 작은 값을 대입한다<sup>4)</sup>.

### 3. 실험방법

실험에 사용된 영상과 실험항목은 표1과 같고 대상지는 서울남쪽과 과천, 안양방면이다. 영상의 크기는 실험항목의 대상물이 충분히 들어갈 수 있을 만큼의 크기인 300×300m를 유지할 수 있도록 해상도별로 달리 영상을 절취하였으며, 초지와 같은 경우 대규모의 초지가 없기 때문에 부득이하게 영상의 크기를 축소하였다. 그리고, SPOT PAN 보다 낮은 해상도의 흑백위성영상이 존재하지 않으며 다채널 영상의 질감정보를 압축해낼 수 있는 방법이 존재하지 않기 때문에 Landsat TM, SPOT XS의 2번 밴드를 임의적으로

선택하였다. 공기행렬은 대상물의 방향성에 따라 각도 별로 영향을 받기 때문에 본 실험에서는 4방향의 질감을 측정한 다음 평균을 계산하였고 인접화소와의 거리는 1로 설정하였다.

#### 4. 실험결과

표 2와 그림 2에서 각 해상도별, 항목별 질감특성치가 계산되었다. ASM은 영상의 동질성을 나타내는 수치로 해상도가 증가함에 따라 각 항목에 대해 낮아지는 경향을 보였다. 이것은 해상도가 증가하면서 몽그러졌던 영상이 자세하게 드러나면서 동질성이 감소하는 것으로 생각된다. IDM의 경우 ASM과 거의 같은 모양의 그래프 형태를 나타냈으며 값의 폭과 전체적인 값이 ASM보다 크게 나타나 IDM 역시 영상의

동질성과 관계된 특성치임을 알 수 있었다. Entropy는 영상의 이질성을 나타내는 수치로 ASM이나 IDM과는 반대의 그래프모양을 보여 해상도가 증가하면서 값이 높아졌고 해상도가 변함에도 비교적 일관된 변화를 보이며 안정성이 높은 것으로 평가된다. Correlation의 경우 본 실험에서와 같이 color depth가 클 경우 인접한 높은 밝기값의 개수에 지나치게 민감하게 반응하여 높은 값을 나타냈으며 해상도에 따라 그래프의 모양이 불규칙하게 변하는 등 질감측정에 적절치 못한 것으로 판단된다.

Correlation을 제외한 특성치들이 각 해상도에서 항목들을 차별적으로 표현하고 있는 정도를 측정하기 위해 각 해상도별로 divergence를 계산하였고,  ${}_6C_2 = 15$ 가지 조합에 대한 divergence의 평균을 계산하여 표 3과 그림 3에 나타냈다.

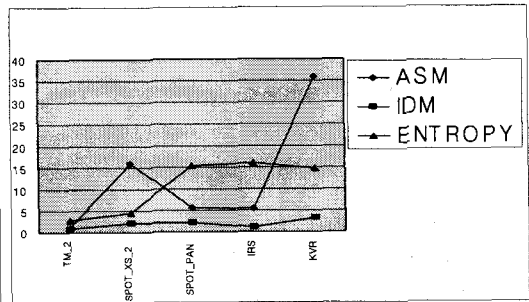
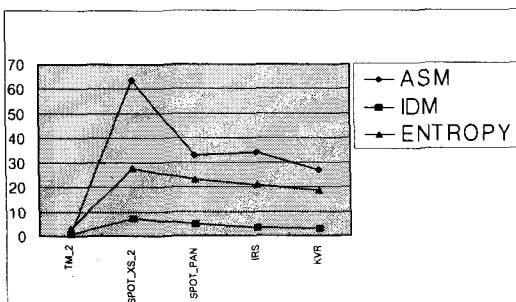
표 3. 해상도에 따른 평균 divergence의 변화(a)(b)

(a) 모든 항목에 대한 평균분리도

	TM_2	SPOT_XS_2	SPOT_PAN	IRS	KVR
ASM	0.99113	63.75038	32.85870	34.06660	26.98330
IDM	0.86177	7.37188	4.74779	3.58932	2.98481
ENTROPY	3.02745	27.54999	23.08015	20.91738	18.35810
CORR	1.01E+08	1.02E+11	7.96E+10	2.97E+09	1.5E+09

(b) 수계와 고층주거지의 분리도가 제외된 평균분리도

	TM_2	SPOT_XS_2	SPOT_PAN	IRS	KVR
ASM	1.03409	16.10017	5.54942	5.30774	35.92990
IDM	0.87947	2.21968	2.10729	1.10707	3.34154
ENTROPY	2.82330	4.61826	15.31847	15.91918	14.73130
CORR	95958224	1.39E+08	4.23E+09	5.04E+08	2.14E+08



(a) 모든 항목에 대한 평균분리도

(b) 수계와 고층주거지의 분리도가 제외된 평균분리도

그림 3. 해상도에 따른 평균 divergence의 변화(a)(b)

Divergence는 SPOT XS band 2에서 최대를 나타냈다가 점차적으로 내려가는 양상을 보였다. 하지만, 고층주거지와 수계 사이의 divergence가 과도하게 크게 나와 전체적인 평균 divergence를 증가시키는 결과를 가져왔기 때문에 그림 3(b)에서는 비교적 다른 대상물과 구별이 잘 되는 수계를 제외한 나머지를 대상으로 평균 divergence를 계산하였다. IDM은 낮은 divergence를 보이며 해상도에 따라 비교적 변화가 적었고, ASM의 경우 뚜렷한 경향성을 파악하기 힘들었다. Entropy는 작게 증가하다가 SPOT PAN을 기점으로 급격히 증가하여 해상도의 향상과 관계없이 일정한 divergence를 나타내었다.

## 5. 결론

본 연구에서 선정된 질감특성치 중 ASM, IDM, Entropy가 해상도에 따라 비교적 일관된 변화를 보였고, IDM의 경우 실험항목에 대해 낮은 divergence를 나타냈다. 따라서 ASM과 Entropy가 비교적 우수한 질감특성치로 사료된다. 공간해상도에 따라 질감특성치의 뚜렷한 변화 경향은 찾아보기 힘들었는데, 이것은 질감의 변화가 단순히 공간해상도의 변화뿐 아니라, 토지이용형태, 대상물과 창크의 크기 등 다양한 요소에 의해 결정되기 때문인 것으로 생각된다. Entropy의 경우 SPOT PAN을 기점으로 다른 양상을 보이는데 다채널의 영상중 임의적인 한 밴드의 영상만을 취해 질감을 측정했기 때문에 직접 비교는 곤란하지만 10m이상의 해상도에 대해 일정한 divergence를 나타내고 있어, 이러한 해상도에 대해 Entropy를 질감의 특성치로 이용한 분류가 가능하며 비슷한 분류결과를 보일 것이라 예상된다.

향후연구과제로는 질감에 의한 적합한 분류기법에 관한 연구가 진행되어야 하고, 분광특성을 이용한 분류와 혼합적으로 이용될 때 인간이 다채널영상의 질감을 인식하듯이 다채널의 분광특성을 통합할 수 있는 질감측정치가 개발되어야 한다.

## 6. 참고문헌

1. Dana H. Ballard, Christopher M. Brown, Computer Vision, Prentice-Hall, 1982, pp. 166-194
2. David G. Barber, Mohammed E. Shokr, Richard A. Fernandes, Eric D. Soulis, Dean G. Flett, and Ellsworth F. LeDrew, A Comparison of Second-Order Classifiers for SAR Sea Ice Discrimination, PE&RS, Vol. 59, No. 9, September, 1993.
3. Joan S. Weszka, Charles R. Dyer, And Azriel Rosenfeld, A Comparative Study of Texture Measures for Terrain Classification, IEEE Transaction in Systems, Man, And Cybernetics, Vol. SMC-6, No. 4, April 1976.
4. Robert M. Haralick, K. Shanmugam, and Its'Hak Dinstein, Texture Features for Image Classification, IEEE Transaction in Systems, Man, And Cybernetics, Vol. SMC-3, No. 6, November 1973.
5. Robert M. Hararick, Linda G. Shapiro, Computer and Robot Vision, Vol II, Addison-Wesley Publication Company, 1993, pp. 453-507.
6. Tomas M. Lillesand, Ralph W. Kiefer, Remote Sensing and Image Interpretation, third edition, John Wiley & Sons, 1994. pp.150-151.