

## GLCM/GLDV 기반 Texture 알고리즘 구현과 고 해상도 영상분석 적용

이기원\* · 전소희\*\* · 권병두\*\*

한성대학교 정보시스템공학과\*, 서울대학교 지구과학교육과\*\*

### Implementation of GLCM/GLDV-based Texture Algorithm and Its Application to High Resolution Imagery Analysis

Kiwon Lee\*, So-Hee Jeon\*\*, and Byung-Doo Kwon\*\*

Dept. of Information System Engineering, Hansung University\*,

Dept. of Geoscience Education, Seoul National University\*\*

**Abstract :** Texture imaging, which means texture image creation by co-occurrence relation, has been known as one of the useful image analysis methodologies. For this purpose, most commercial remote sensing software provides texture analysis function named GLCM (Grey Level Co-occurrence Matrix). In this study, texture-imaging program based on GLCM algorithm is newly implemented. As well, texture imaging modules for GLDV (Grey Level Difference Vector) are contained in this program. As for GLCM/GLDV Texture imaging parameters, it composed of six types of second order texture functions such as Homogeneity, Dissimilarity, Energy, Entropy, Angular Second Moment, and Contrast. As for co-occurrence directionality in GLCM/GLDV, two direction modes such as Omni-mode and Circular mode newly implemented in this program are provided with basic eight-direction mode. Omni-mode is to compute all direction to avoid directionality complexity in the practical level, and circular direction is to compute texture parameters by circular direction surrounding a target pixel in a kernel. At the second phase of this study, some case studies with artificial image and actual satellite imagery are carried out to analyze texture images in different parameters and modes by correlation matrix analysis. It is concluded that selection of texture parameters and modes is the critical issues in an application based on texture image fusion.

**Key Words :** Directional Complexity, Correlation Matrix, GLCM, GLDV, Texture Parameter.

**요약 :** 화소들 사이의 관계를 고려해 Texture 영상을 생성해 내는 것을 의미하는 Texture 영상화는 유용한 영상 분석 방법 중의 하나로 잘 알려져 있고, 대부분의 상업적인 원격 탐사 소프트웨어들은 GLCM이라는 Texture 분석 기능을 제공하고 있다. 본 연구에서는, GLCM 알고리즘에 기반한 Texture 영상화 프로그램이 구현되었고, 추가적으로 GLDV에 기반을 둔 Texture 영상화 모듈 프로그

램을 제공한다. 본 프로그램에서는 Homogeneity, Dissimilarity, Energy, Entropy, Angular Second Moment(ASM), Contrast 등과 같은 GLCM/GLDV의 6가지 Texture 변수에 따라 각각 이에 해당하는 Texture 영상들을 생성해 낸다. GLCM/GLDV Texture 영상 생성에서는 방향 의존성을 고려해야 하는데, 이 프로그램에서는 기본적으로 동-서, 북동-남서, 북-남, 북서-남동 등의 기본적인 방향설정을 제공한다. 또한 이 논문에서 새롭게 구현된 커널내의 모든 방향을 고려해서 평균 값을 계산하는 Omni 방향 모드와 커널내의 중심 화소를 정하고 그 주변 화소에 대한 원형 방향을 고려하는 원형 방향 모드를 지원한다. 또한 본 연구에서는 여러 가지 변수와 모드에 따라 얻어진 Texture 영상의 분석을 위하여 가상 영상 및 실제 위성 영상들에 의하여 생성된 Texture 영상 간의 특징 분석과 상호상관 분석을 수행하였다. Texture 영상합성 응용시에는 영상의 생성시에 적용된 변수들에 대한 이해와 영상 간의 상관도를 분석하는 과정이 필요할 것으로 생각된다.

## 1. 서 론

최근 고 해상도 위성 영상정보의 활용을 위한 여러 가지 연구가 진행되면서 기존에 개발되었거나 다른 센서 정보에 적용되고 있는 다양한 영상 분석 방법들에 대한 분석 및 시험 적용 연구가 시도되고 있다. 이러한 연구 중에서 대상 화소와 인접 화소들 사이의 통계적 분포 관계를 고려해 생성된 2차적인 Texture 영상 처리 및 응용을 위한 연구도 최근 주요한 동향 중의 하나이다.

화소 기반의 통계적 Texture 영상 생성을 위한 기본 개념은 Haralick *et al.*(1973)에 의해 제안된 GLCM(Grey Level Co-occurrence Matrix)에 통해 체계화 되었는데, 최근에도 Texture 생성 알고리즘의 개발과 알고리즘 간의 비교 연구에 대한 연구는 계속 관심 있는 주제이다 (Dulyakam *et al.*, 2000; Al-Janobi, 2001; Clausi and Zhao, 2003; Maillard, 2003; Bharati *et al.*, 2004).

한편 Zhang (1999), Franklin *et al.* (2001), Wang and Hanson (2001), Kiema (2002), Smith *et al.*(2002), Herold *et al.*(2003)등은 GLCM에 기반하여 생성된 Texture 영상을 농업 분야나 도시 환경 분석 연구들과 같은 위성영상 활용 분야에서 적용하는 응용 연구를 수행한 바 있다.

Texture 영상의 생성을 위한 기법이나 알고리즘 개발에 대한 기준의 연구에서는 일반적으로 FFT 기반의 Texture 영상 분석 기법이나 Variogram 분

석을 통한 방법에 비해 GLCM 기법이 가장 효과적인 방법으로 나타나 있다. 또한 Texture 영상의 응용 연구에서는 영상 분류 단계에서 Texture 영상을 추가적으로 적용하는 경우, 정성적인 분류 결과와 정량적인 분류 정확도의 향상에 Texture 영상이 유용한 자료임이 여러 사례연구에서 밝혀진 바 있다.

그러나 이렇듯 Texture 영상이 유용함에도 불구하고, 기법 개발연구나 응용연구에서 여러 가지의 매개변수에 의하여 생성되는 Texture 영상간의 비교 결과 혹은 응용 연구에서 Texture 영상의 선택 기준에 대한 연구 결과는 실제적으로 제시된 바가 거의 없다.

현재 발표된 대부분의 상업적인 원격 탐사 소프트웨어의 경우에는 Texture 영상의 생성 및 분석 기법으로 GLCM 기반의 Texture 영상 생성 기능을 주된 기능으로 제공하고 있다. 본 연구에서도 GLCM을 Texture 영상 생성을 위한 기본 알고리즘으로 하고자 하며, 이 알고리즘을 이용하여 생성된 Texture 영상들 간의 비교 분석을 수행하고자 한다. 이러한 목적을 위하여 본 연구에서는 일차적으로 중요한 매개변수를 사용자 인터페이스에서 설정할 수 있도록 설계한 GLCM 기반 Texture 영상 생성 프로그램을 구현하였으며, 프로그램 구현 시에는 추가적으로 Parker(1997)과 Hall-Beyer(2004)에 의하여 설명된 GLDV(Grey Level Difference Vector)에 기반을 둔 Texture 영상 생성 모듈을 새롭게 구현하였다.

GLDV는 GLCM 기반 Texture 영상변수의 계산과정에서 얻어진 커널의 행렬 식에서 대각방향의 성분만으로 고려한 것이고 GLCM은 모든 성분을 고려한다는 차이가 있으나 분석 방법이나 영상 생성과정은 거의 동일하다.

Texture 영상의 생성에서는 통계치 산정의 유형, 데이터 영상의 양자화(밝기 단계), 커널의 크기, 화소 분포의 산정을 위한 방향 등이 주요 매개변수가 되는데 이중에서 방향성 문제에 대한 제안으로 본 연구에서는 Omni 방향 모드라는 평균 방향 계산과 Cooper(2004)에 의하여 제안된 원형 방향 모드를 처리할 수 있도록 하였다. 본 연구에서는 이러한 매개 변수설정에 따라 결과 Texture 영상들이 어떠한 차이를 보이는지에 대하여 살펴보자 하였다. 한편 Texture 영상 간의 비교 분석 후, 같은 조건에서 얻어진 Texture 영상 유형들의 상관계수 분석을 수행하여 Texture 영상 합성시 선택을 위한 기준을 제시하고자 한다.

## 2. GLCM/GLDV 알고리즘 고찰

### 1) GLCM/GLDV Texture 영상

Texture 영상에 대한 정의는 여러 가지가 있지만 대상이 되는 데이터 영상 내에 포함되어 있는 공간적 특성을 부각하는 영상을 나타낸다. 이러한 공간적 특성을 표현하기 위한 방법으로 제안된 GLCM 기법은 현재 화소와 그 이웃하는 화소의 밝기 값의 관계를 평균, 대비, 상관관계 등과 같은 기본적인 통계량으로 계산하여, 다시 그 계산 값을 커널내의 중심 화소에 새로운 밝기 값으로 할당해서 표현하며 입력 영상의 부분적인 Texture 특징으로 표현하는 기법이다.

Texture 영상의 생성 과정에서 초기 입력 데이터 영상이 컬러 영상이던지 또는 전정색의 영상이던지 처음 단계에서는 영상의 밝기 단계를 조정하는 양자화 단계를 거쳐야 한다. 이는 결과 영상에는 크게 영향을 미치지 않으면서 Texture 영상의

생성을 위한 전체 연산 시간을 감소시키는 역할을 하므로 필요한 단계라 할 수 있다. 이러한 밝기 값으로 변환 시킨 영상 내에서, 분석하고자 하는 영상에 포함된 객체의 크기 혹은 영상의 특성을 고려하여 커널의 크기를 결정하게 된다. 그리고 화소 간의 연산에 필요한 연산의 방향을 결정하면, 설정된 방향 내 동시에 존재하는 화소 값이 발생 빈도 값으로 하여 이 발생 빈도 값을 행렬 방식으로 정리하게 된다(Fig. 1(A)). 이 행렬내의 통계 값을 얻어 이 통계 값을 커널의 중심에 위치한 대상 화소 값으로 다시 대체해 결과 영상을 만들어 내는 것이 바로 기본적인 GLCM의 개념이다. Fig. 1(B)에서는 커널 사이즈가 3×3인 경우 계산에 의해 값이 할당되어 결과 영상이 생성되는 과정을 보여준다.

밝기 등급을 2(이진 영상), 8, 16 밝기의 등급으로 조정하는 양자화 과정은 GLCM 계산시에 적용되는 커널의 크기를 결정하는 변수로 작용한다. 양자화 과정에서 256 밝기 등급의 영상에 대하여 등급 조정을 하지 않는 경우에는 한 화소 값에 대하여 256×256 크기의 발생 빈도 행렬 유형의 커널이 필요하므로 전체 연산 시간이 크게 늘어나며 저장 공간도 많이 필요할뿐더러, 구역적인 화소 값들 간의 공간 특성이 부각되지 못하는 경우도 있다. 그러므로 이러한 이유로 영상의 양자화 과정을 선행하게 되는 것이다.

이와 같이 발생 빈도 값으로 표현된 양자화 행렬에서는 화소 사이의 방향을 기본적으로 8가지 방향으로 처리하는데, 이 때 동-서 방향, 북동-남서 방향, 북-남 방향, 북서-남동 방향을 순 방향으로 하고 반대의 경우는 역 방향으로 결정하여 연산을 수행한다. 본 프로그램에서는 방향 성분에 대하여 위와 같은 8 방향의 산정이 기본적인 처리 과정에 포함된다. 그리고 본 프로그램에는 이번 연구에서 8 방향으로 계산된 통계 값의 평균 값을 사용하는 Omni 방향 모드를 새롭게 구현해 지원하고, Fig. 2와 같이 Cooper(2004)에 의하여 제안된 중심 화소의 원형 방향으로 발생 빈도를 얻도록 하는 방식 또한 구현해 추가로 지원한다.

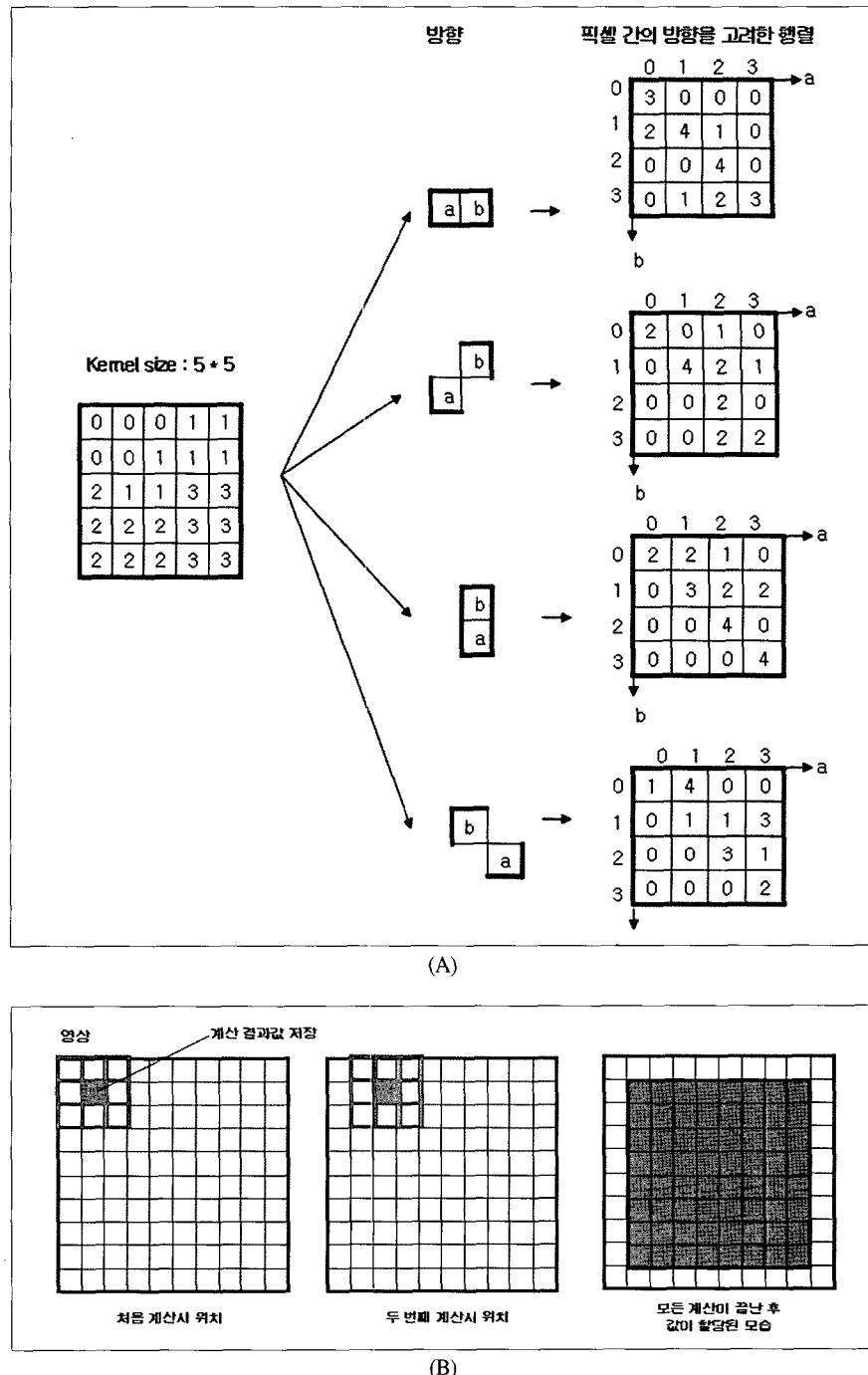


Fig. 1. Concept of GLCM: (A) Quantization kernel and direction parameters, (B) Creation process of result imagery.

같은 조건일 경우에도 GLDV의 경우에는 GLCM 행렬의 대각선에서 떨어진 거리에 따라 값을 고려하기 때문에 GLCM과는 다른 결과 영

상을 생성해 낸다. GLDV를 이용한 영상 생성의 경우는 GLCM에 비해 대각선에서의 거리를 계산 해주는 과정이 한 번 더 필요하다.

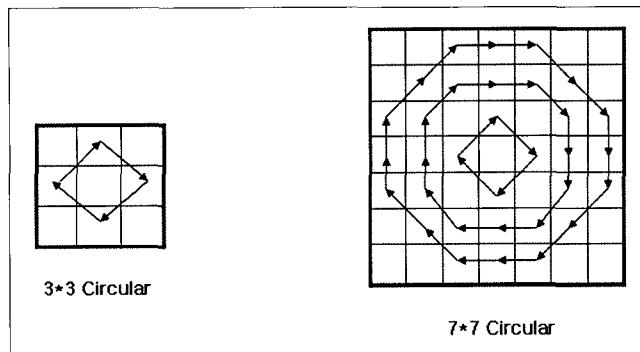


Fig. 2. Kernel configuration by circular direction (Cooper, 2004).

Texture 영상의 유형을 결정하는 통계 값 계산은 다음과 같은 Homogeneity(HOM), Contrast(CON), angular second moment(ASM), Dissimilarity(DIS), Entropy(ENT), Energy(ENG) 등의 6가지의 통계 값을 계산하여 얻을 수 있다.

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} \frac{1}{1+(i-j)^2} g(i,j) \quad (1)$$

$$\text{Contrast} = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} (i-j)^2 g(i,j) \quad (2)$$

$$\text{ASM} = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} g^2(i,j) \quad (3)$$

$$\text{Dissimilarity} = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} g(i,j)|i-j| \quad (4)$$

$$\text{Energy} = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} g^2(i,j) \quad (5)$$

$$\text{Entropy} = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} g(i,j)(-\ln(g(i,j))) \quad (6)$$

위의 식에서  $i, j$ 는 양자화 행렬 내에서의 좌표이고,  $g(i, j)$ 는  $i, j$  좌표에서의 원소이며,  $Ng$ 는 입력영상의 밝기 값들의 차원 즉, 밝기 등급의 범위를 나타낸다.

Homogeneity는 행렬 내 각 화소들 간의 균일한 정도를 나타내는 개념으로, 대각 요소들의 값이 대각선에 모여있을 때 가장 큰 값을 가지게 된다. Contrast와 Dissimilarity는 화소간의 명암도 차이를 구분하여 표현하기 위한 개념으로 상대적으로 대각선으로부터 멀리 떨어져 있는 화소의 경우 높은 가중치가 적용되며 명암도 차이가 크게 나는 화소

의 수가 많으면 더 큰 값을 갖게 된다. 한편, ASM과 Energy는 명암도의 균일함을 측정할 수 있는 계산이다. 그러므로 만약 영상들의 각 화소 사이의 밝기 변화가 없다면 각 원소의 값이 비슷한 값이 되므로 더 큰 값을 갖게 되어, texture 결과 영상은 밝은 영상을 생성할 수 있다. 즉, 이 계산 방법은 영상의 모든 화소가 같은 명암도의 값을 가질 때 최고의 값을 갖게 된다. 또한 Entropy는 명암도 분포의 임의성을 측정 할 수 있는 계산으로, 밝기 값의 변화가 많아서 각 원소의 값이 이곳 저곳으로 분포하게 되면 큰 값을 갖게 되어 Texture 결과 영상은 밝은 영상을 생성할 수 있다.

### 3. GLCM/GLDV 알고리즘 구현

본 연구에서 개발된 프로그램에서는 Fig. 3과 같은 사용자 인터페이스를 제공한다. Texture 영상의 생성을 위하여 사용자가 선택하는 항목은 커널 마스크의 크기, 양자화 등급과 발생 빈도 산정 방향 등이 있다. 특히 방향 변수의 경우는 동-서 ( $0^\circ$ ), 북동-남서( $45^\circ$ ), 북-남( $90^\circ$ ), 북서-남동( $135^\circ$ ), Omni 방향(앞의 4가지 경우의 평균 값), 원형 방향 등과 같은 6가지 모드를 제공한다. 앞에서도 언급하였듯이, Omni방향과 원형 방향은 이 프로그램에서 새롭게 구현하였다. 또한 GLCM과 GLDV메뉴에 6가지 매개변수를 두어 사용자가 선택할 수 있도록 하였다.

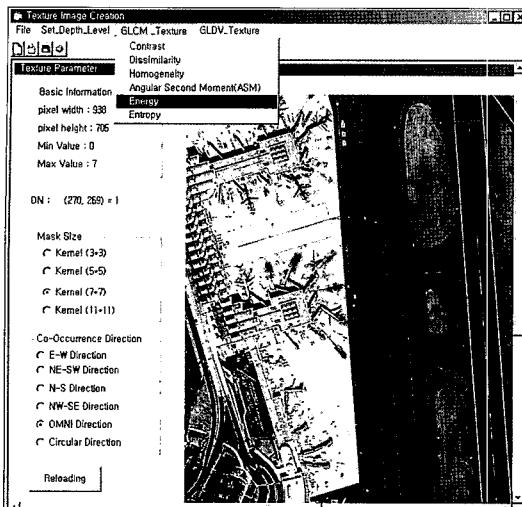


Fig. 3. GLCM/GLDV-based texture image generation program, implemented in this study.

Fig. 3의 경우는 입력 영상에 대하여 사용자가 원시 영상을  $7 \times 7$  크기의 커널을 결정하고 8 등급의 양자화 영상으로 변환한 뒤, 방향 변수를 Omni 방향 모드로 선택하고 GLCM의 Energy 변수에 대한 Texture 영상의 생성 과정을 예시한 것이다.

#### 4. Texture 변수에 의한 영상 분석 결과 도출 및 검증

Fig. 4는 임의 모의 영상에서 방향 변수에 의해 Texture 영상이 어떻게 나타나는지를 예시한 것이다. Fig. 4(B)와 Fig. 4(C)는 각각 입력 영상에 대하여 수평 방향과 수직 방향을 설정한 경우로 Texture 영상의 방향 성분이 어떻게 반영되는지

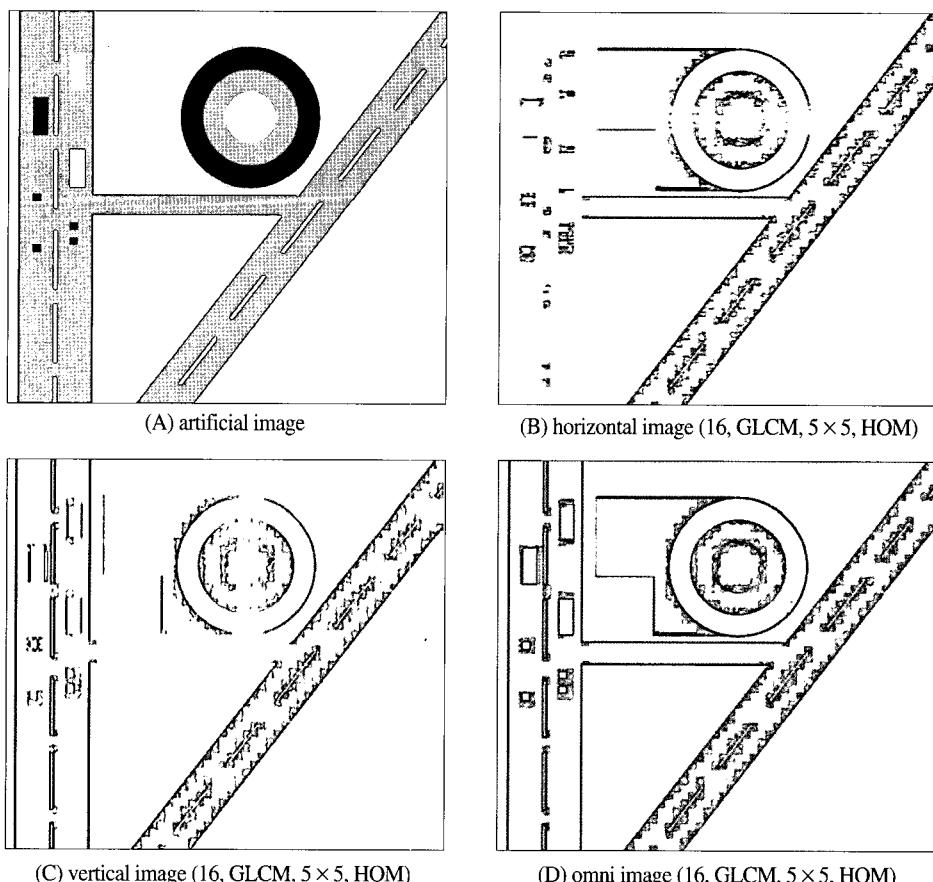
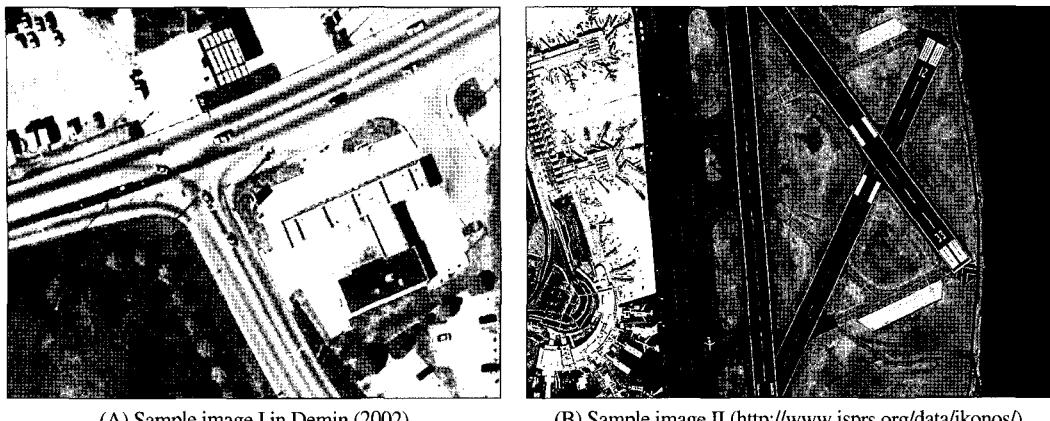


Fig. 4. Artificial image composed of complex types of features and their texture images.



(A) Sample image I in Demin (2002)

(B) Sample image II (<http://www.isprs.org/data/ikonos/>)

Fig. 5. Sample images used in this study.



(A) Grey 8, GLCM,  $3 \times 3$ , OMNI, ENT

(B) Grey 8, GLCM,  $5 \times 5$ , OMNI, ENT

(C) Grey 8, GLCM,  $7 \times 7$ , OMNI, ENT

(D) Grey 8, GLCM,  $11 \times 11$ , OMNI, ENT

Fig. 6. Texture images of sample I, generated according to different kernel sizes.

를 나타내고 있다. 한편 Fig. 4(D) 영상은 Omni 방향으로 처리한 결과이다. Texture 영상 생성시에 방향을 고려하는 것은 방향 성분별로 Texture

영상을 생성하는 경우에는 유용하지만 방향 성분별로 데이터를 모두 판별하기가 어려움이 있다. 이 경우 적용할 수 있는 방법으로 Omni 방향으로

처리한 결과는 모든 방향이 잘 표현되는 것을 알 수 있다.

Fig. 5는 본 연구에서 사용한 실험 영상으로 각 항공사진 영상데이터와 IKONOS 영상을 나타내고 있다.

Fig. 6은 커널의 크기에 따른 Texture 영상의 차이를 나타내기 위한 것이다. 즉, 다른 모든 변수는 동일하게 설정하고 커널 크기만  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$ ,  $7 \times 7$ ,  $11 \times 11$ 로 변화시켜 생성된 영상을 보여준다. 커널의 크기에 대한 영향은 일반적인 공간 필터링의

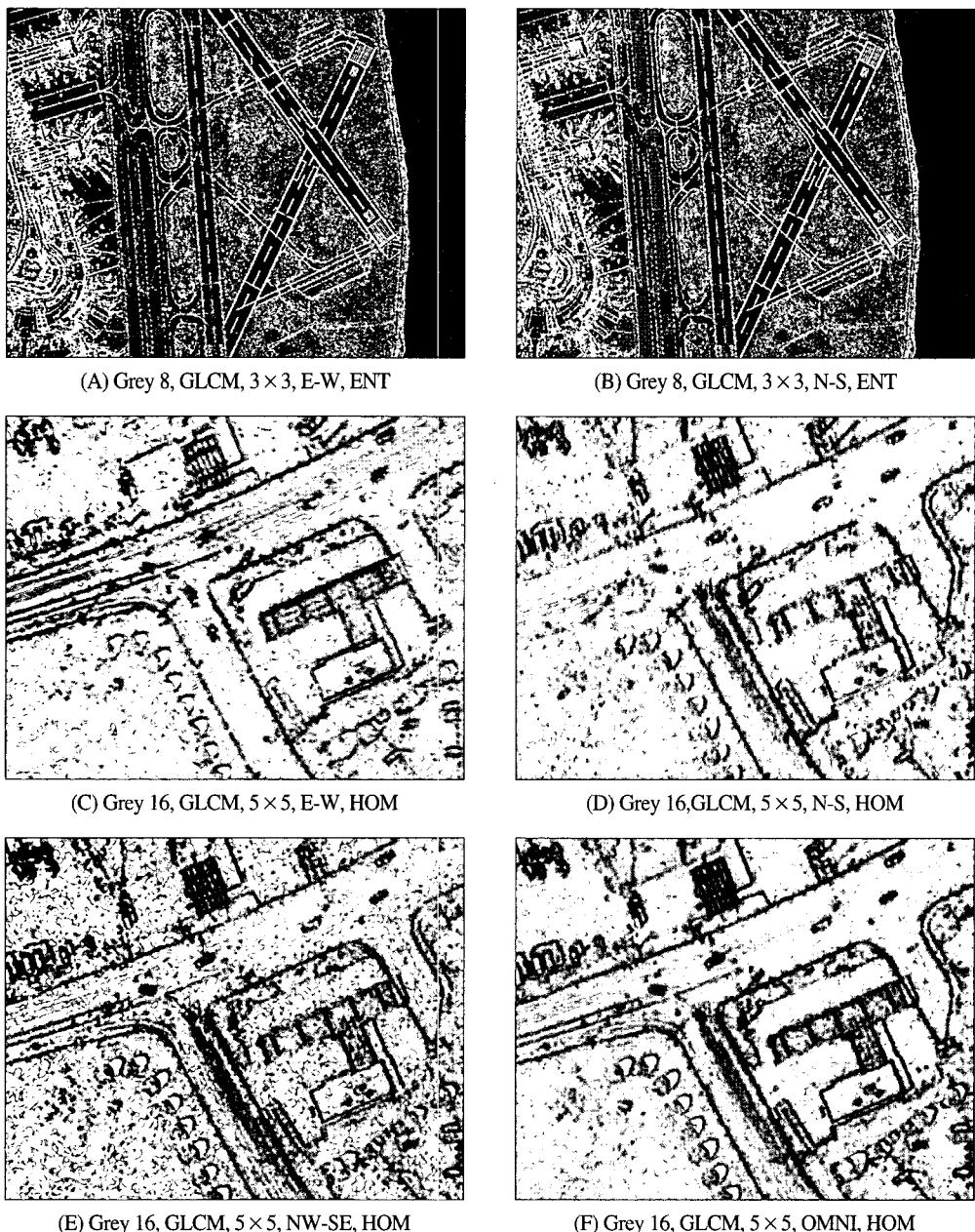


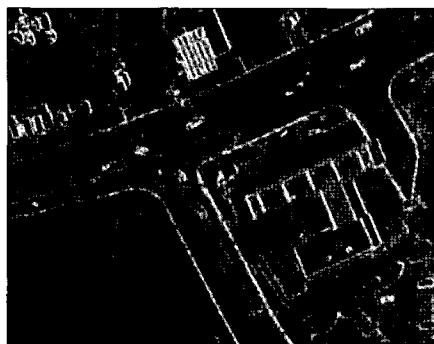
Fig. 7. Cases of texture images by direction parameters.

경우와 마찬가지로, 커널 크기가 커짐에 따라 영상이 평활화됨을 알 수 있다.

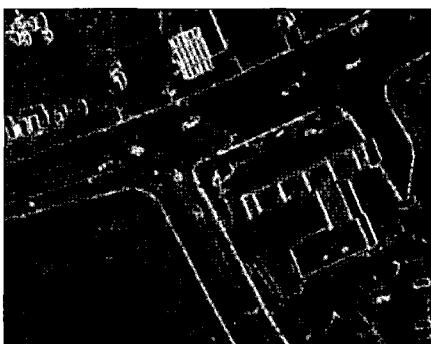
Fig. 7은 방향에 따른 Texture 결과 영상의 차이를 나타내고 있다. 그러나 Fig. 7(A)과 Fig. 7(B)에서는 설정된 방향은 다르지만 시각적으로는 거의 같은 결과를 보이는 것으로 나타나는데, 이는 입력 영상에 적용한 커널 크기가 작고 수평 방향과 수직 방향의 성분이 주요한 패턴으로 되어 있지 않는다는 원인에 기인하는 것으로 생각된다. 반면에 시험 영상 I에 대하여 수평 방향과 수직 방향을 각각 설정하여 생성한 Fig. 7(C)와 Fig. 7(D)의 결과 영상에서는 이 두 가지 방향 변수가 결과 영상에 다소 영향을 미친 것으로 나타나 있다. 그러나 Fig. 7(E)의 경우에는 위의 두 가지 경우와 비교해 보았을 때 어느 정도 영상의 특징이 나타내므로, 기본적인 4가지 방향의 고려를 통한 영상 중에서 북서-남동( $135^\circ$ )을 고려한 영상이 가장 좋은 결과를 나타내는 것을 알 수 있다. 이와

같이 방향 변수에 따라 생성된 Texture 영상은 입력 영상의 특성, 설정된 커널의 크기와 방향 변수에 따라 여러 가지 결과를 얻을 수 있으나 결과 영상의 분석이나 시각적 해석에는 다소 어려움이 있음을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서 새로 구현하여 제안하는 Omni 방향 변수를 고려한 Fig. 7(F) 영상의 경우에는 8가지 방향의 모든 성분이 결과 영상에 반영되면서 Texture 변수의 중첩과 감쇄의 효과를 야기하므로 방향 변수 설정의 복잡성을 피할 수 있는 방안으로 생각된다. 특히, Omni 방향에 따라 얻어진 결과 영상에서는 방향의 존성에 국한되지 않고 직선, 곡선, 원형과 같은 요소의 특성을 잘 나타내기 때문에 이를 이용한 Texture 영상은 복잡한 도시 영상의 해석에 유용하게 사용될 수 있을 것으로 생각된다.

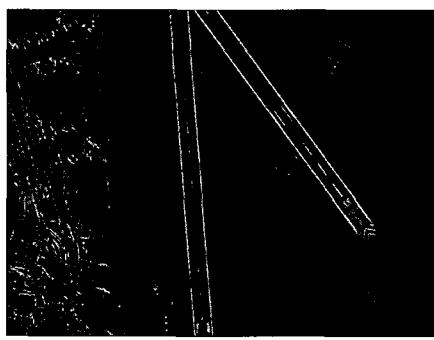
한편 Fig. 8에서는 8개의 방향을 모두 고려한 Omni 방향과 원형 방향 변수 설정에 따른 결과 영상을 제시하고자 하였다. 원형 방향은 커널의



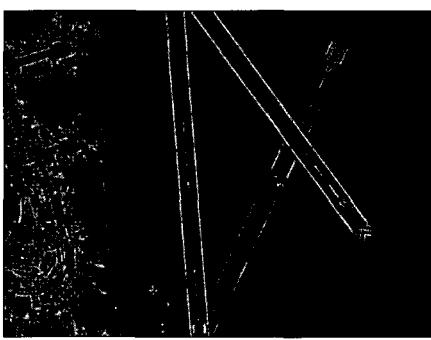
(A) Grey 8, GLCM,  $3 \times 3$ , Omni, DIS



(B) Grey 8, GLCM,  $3 \times 3$ , Circular, DIS



(C) Grey 16, GLCM,  $3 \times 3$ , NW-SE, CON



(D) Grey 16, GLCM,  $3 \times 3$ , Circular, CON

Fig. 8. Applied results of omni and circular direction parameters, as well basic direction.

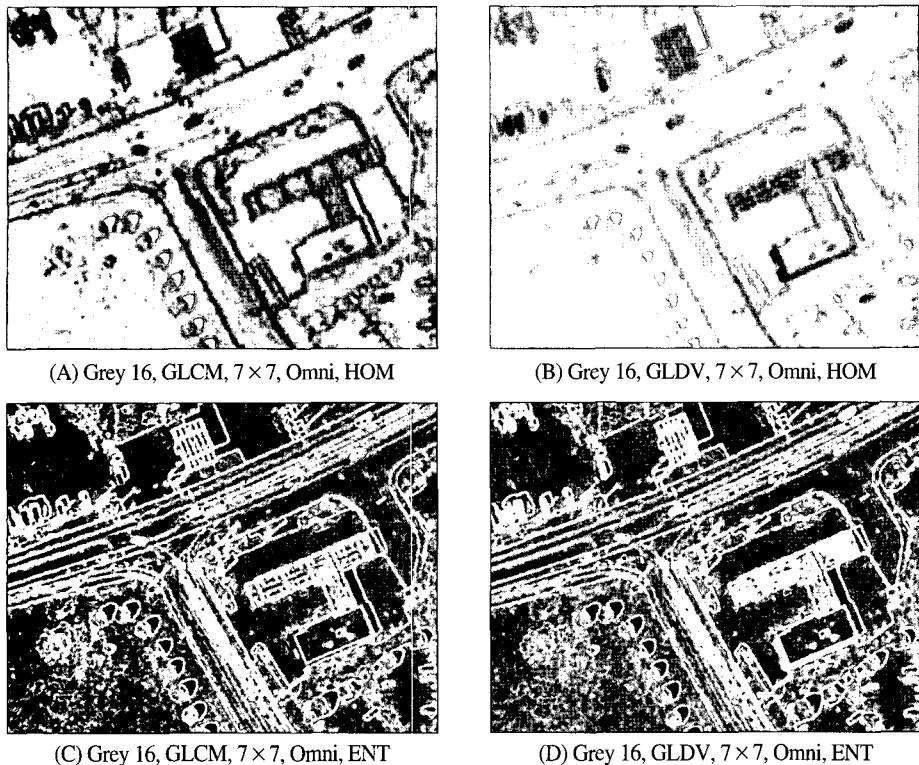


Fig. 9. Comparative results of GLCM images and GLDV images.

중심에 위치한 대상 화소의 주위에 있는 화소들을 원형 방향으로 고려하여 GLCM 값을 얻는 방법이다.

Fig. 8(A)와 Fig. 8(B)을 비교하면 Omni 방향이 원형 방향에 비하여 세부적인 특성을 나타내는 경우가 있음을 볼 수 있다. 그 이유는 원형 방향 설정에 따른 결과 영상은 커널 내에서 모든 화소를 고려해 영상을 생성해 내는 것이 아니라, 중심 화소에 인접한 주변 화소만을 고려해 GLCM을 구하기 때문에 생략된다. 반면에 원형 방향 변수 처리 시에는 모든(Omni) 방향을 고려한 영상에 비해 약 25% 정도로 연산 시간이 덜 소요되는 데, 이는 Omni 방향은 일단 4가지 방향 인자 설정에 따른 Texture 영상을 모두 구한 뒤에 이를 산술 평균 값으로 구하는 반면에 원형 방향은 한 번의 연산 과정으로 처리되기 때문이다. 따라서 방향 복잡성을 피하기 위하여 원형 방향을 고려한 경우가 변수영상의 전반적인 특징을 나타내는 Texture

영상 생성에 유용하게 됨을 알 수 있다. 이는 시험 영상 II의 경우에 대하여 적용한 Fig. 8(C) 영상과 Fig. 8(D) 영상을 비교에서도 알 수 있다. 북서-남동방향을 설정한 Fig. 8(C)에 비하여 Fig. 8(D)의 경우에는 방향 의존성이 국한되지 않고 입력 영상에 포함된 전반적인 Texture 특징이나 형태를 잘 나타내는 것을 알 수 있다.

Fig. 9에서는 GLCM과 GLDV Texture 영상의 비교 결과를 제시하고자 하였다. Fig. 9(A)와 Fig. 9(B)를 비교하면 GLCM 영상이 GLDV영상에 비해 도시 시설물, 도로 포장 상태, 차량의 상태 등 의 주요한 특성을 나타내는 것으로 보인다. GLDV 결과 영상에서는 GLCM 영상들에 비해 하나 하나의 객체에 대한 세부적인 특징을 강조하는 경우도 있음을 알 수 있다.

한편 시험 영상 II에 대하여 적용한 Fig. 10의 경우처럼 입력 영상 내에서 나타나지 않는 부분이 부각되는 경우를 볼 수 있는데, 이는 원시 영상에



Fig. 10. Texture images (Grey 16,  $7 \times 7$ , GLDV, Circular, ASM) of sample image II.

서는 동질하게 나타나는 부분이 Texture 결과 영상에서 단순하게 잡음 요소로 표현된 것이라 생각해 볼 수도 있다. 그러나 실험 영상이 아닌 다른 영상에 적용해 보는 등의 다양한 시도를 통해 단순한 잡음 요소가 아닌 유용한 정보가 포함되어 있는 영상을 생성해 내는 가능성이 있으며, 이 후에 고 해상도 영상 정보의 분석이나 응용에 적용될 수 있을 것으로 생각된다.

## 5. Texture 영상의 상관계수 비교

표 1과 표 2는 Texture 영상을 간의 상관도를 제시하고자 하였다. 표 1은 시험 영상 I(그림 5(A))을 적용한 결과이며, 표 2는 시험 영상 II(그림 5(B))에 대한 적용 결과이다.

각각 Texture 영상들 간의 상관계수의 결과는 입력 영상에 관계없이 거의 유사한 특징을 보이고 있다. 주요한 결과로는 Contrast와 Dissimilarity는 0.9정도로 매우 높은 상관계수를 보이며, ASM과 Energy의 경우에도 역시 아주 높은 상관 관계를 보이고 있다는 점이다. 반면에 Entropy와 Energy, Entropy와 ASM의 경우에는 거의 반대의 경향을 보이고 있다. 한편 Dissimilarity와 Homogeneity는 반대 경향을 보이는 반면에 Energy와 Homogeneity는 유사한 패턴을 보이는 것을 알 수 있다. Contrast와 Dissimilarity는 화소간의 명암도 차이를 구분하여 표현하기 위한 개념인데, 비슷한 개념이므로 수치상으로도 매우 큰 상관관계를 보여 그러한 결과를 재확인할 수 있다는 의미를 지닌다. 또한 ASM과 Energy는 명암도의 균일함을 측정할 수 있는 개념

Table 1. Cross-correlation matrix (Grey 16,  $5 \times 5$ , GLCM, NW-SE).

	Contrast	Dissimilarity	Homogeneity	ASM	Energy	Entropy
Contrast	1	0.92	-0.58	-0.25	-0.33	0.41
Dissimilarity	0.92	1	-0.80	-0.46	-0.57	0.66
Homogeneity	-0.58	-0.80	1	0.83	0.90	-0.92
ASM	-0.25	-0.46	0.83	1	0.97	-0.92
Energy	-0.33	-0.57	0.90	0.97	1	-0.97
Entropy	0.41	0.66	-0.92	-0.92	-0.97	1

Table 2. Cross-correlation matrix (Grey 16,  $5 \times 5$ , GLCM, NW-SE).

	Contrast	Dissimilarity	Homogeneity	ASM	Energy	Entropy
Contrast	1	0.87	-0.61	-0.30	-0.39	0.49
Dissimilarity	0.87	1	-0.89	-0.59	-0.70	0.78
Homogeneity	-0.61	-0.89	1	0.81	0.87	-0.91
ASM	-0.30	-0.59	0.81	1	0.97	-0.92
Energy	-0.39	-0.70	0.87	0.97	1	-0.97
Entropy	0.49	0.78	-0.91	-0.92	-0.97	1

인데, 이 또한 비슷한 개념인 만큼 높은 상관관계를 보인다는 것을 확인해 볼 수 있다. 반면 반대 경향을 보이는 Dissimilarity와 Homogeneity, Entropy와 Energy는 반대 개념을 나타내는 것들이므로 아래와 같은 상관관계를 보이는 것이 타당하다 생각된다.

이와 같이 상관관계의 결과를 통해서, 서로 다른 개념의 Texture 영상들은 각각 다른 정보를 표현하고 있다는 것을 확인할 수 있다. 이는 특정 응용 분야에서 Texture 영상을 적용하고자 하는 경우에 적절한 변수와 유형을 선택할 수 있는 기준으로 활용이 가능할 것으로 생각되며, 또한 영상 합성에 도 유사한 정보를 가진 영상의 합성이 아니라, 다른 정보를 가진 영상의 합성을 통해 유용한 정보를 만들어 낼 가능성이 있다고 생각된다.

## 6. 결 론

본 연구에서는 위성 영상처리 및 분석 방법으로 이용되는 GLCM/GLDV 기반 Texture 영상 생성 및 분석에 대한 프로그램을 구현하고 이를 시험영상에 적용한 몇 가지 실험 결과를 제시하고자 하였다. GLDM/GLDV Texture 영상은 다양한 변수에 의하여 얻게 되는데, 양자화 과정 또는 밝기 등급의 조정 과정을 통하여 입력 영상을 8이나 16 등급의 영상으로 사용하는 경우에도 유용한 Texture 영상의 추출이 가능하다. 커널의 크기는 복잡한 객체로 구성되는 도시 지역의 고 해상도 영상을 적용하는 경우에는 커널의 크기를 작게 해서 영상을 생성하는 것이 효율적이라 생각된다. 이는 커널의 크기가 작은 경우 더 미세한 부분까지 표현할 수 있기 때문이다. 특히 방향 의존성 문제의 경우에는  $0^{\circ}$ (동-서),  $45^{\circ}$ (북동-남서),  $90^{\circ}$ (북-남),  $135^{\circ}$ (북서-남동)의 4개 방향 중  $135^{\circ}$  방향을 설정하는 경우 영상의 Texture 특성을 나타내는 데 유용한 것으로 보이며, 또한 이 연구에서 새롭게 구현된 전체 방향의 평균 값에 대응하는 Omni 방향의 경우는 방향 의존성 문제를 피할 수 있는 방안으로 제시 될 수 있다. 그리고 원형 방

향의 경우는 특징만을 도출할 수 있는 영상에 적용하는 것이 좋다는 결론을 얻을 수 있었다.

GLCM과 GLDV의 적용 결과로 Texture 영상의 시각적 특성은 각각 의미 있는 정보를 표현하고 있으나, GLDV Texture 영상은 GLCM Texture 영상에 비해 고 해상도 영상에 나타난 개별적인 객체의 세부적인 특성을 파악하는 데 유리한 면도 있음을 볼 수 있다.

한편 본 연구에서 적용된 시험 영상의 처리 결과로, 도시 지역의 Texture 특성 분석을 위해서는 16 등급의 영자화 과정을 거친 후  $3 \times 3$ 의 커널 크기로, Omni 방향의 Dissimilarity GLCM Texture 영상에서 시각적 해석에 용이하므로 도시 지역의 다양한 시설물의 유형이나 도로의 포장 상태 또는 도로 시설물 등의 특성을 파악하는 데 유용하게 적용될 수 있는 것으로 나타났다. 또한 Texture 영상간의 상관계수를 분석한 결과로 Dissimilarity Texture 영상은 Contrast Texture 영상과 높은 상관도를 보이며 Homogeneity 결과 영상과는 상이한 정보를 포함하고 있는 것으로 나타났다. 한편 Homogeneity는 Energy 영상과 유사한 패턴을 보이고 있다는 것도 알 수 있다. 결론적으로 Texture 영상을 영상합성 등에 응용 시에는 영상의 생성시에 적용된 변수들에 대한 이해와 영상 간의 상관도를 분석을 통한 영상 선택의 과정에 필요할 것으로 생각된다.

## 사 사

본 연구는 2004년도 과학기술부 다목적실용위성기술개발사업 단위연구과제(M1-0211-00-0002)의 세부내용 중 일부로 수행되었음.

## 참고문헌

Al-Janobi, A., 2001. Performing evaluation of cross-

- diagonal Texture matrix method of Texture analysis, *Pattern Recognition*, 34: 171-180.
- Bharati, M. H, J. J. Liu, and J. F. MacGregor, 2004. Image Texture analysis: methods and comparisons, *Chemometrics and Intelligent Systems*, 72: 57-71.
- Clausi, D. A. and Zhao, Y., 2003. Grey level co-occurrence integrated algorithm (GLCIA): a superior computational method to rapidly determine co-occurrence probability Texture features, *Computers & Geosciences*, 29: 837-850.
- Cooper, G. R. J., 2004. The Texture analysis of gravity data using co-occurrence matrices, *Computer & Geosciences*, 30: 107-115.
- Demin, X., 2002. Remote Sense and GIS-based Evacuation Analysis, ORNL presentation material, *Presentation at the NCRST Interim Conference*.
- Dulyakarn, P., Y. Rangsanseri, and P. Thitimajshima, 2000. Comparison of two features for multispectral imagery analysis, *Proceeding of Asian Conference of Remote Sensing*.
- Franklin, S. E., M. A. Wulder, and G. R. Gerylo, 2001. Texture analysis of IKONOS panchromatic data for Douglas-fir forest age class separability in British Columbia, *Int. Jour. of Remote Sensing*, 22: 2676-2632.
- Hall-Beyer, M., 2004. GLCM Texture: A Tutorial v.2.7.1, on-line document, [http://www.ucalgary.ca/~mhallbey/Texture/Texture\\_tuto.html](http://www.ucalgary.ca/~mhallbey/Texture/Texture_tuto.html)
- Haralick, R. M., K. Shanmugam, and I. Dinstein, 1973. Textural features for image classification, *IEEE Trans. Sys. Man. Cybern.*, SMC-3: 610-621.
- Herold, M. H, X. Liu, and K. C. Blake, 2003. Spatial Metrics and Image Texture for Mapping Urban Land Use, *PE&RS*, 69: 991-1001.
- Kiema, J. B. K, 2002. Texture analysis and data fusion in the extraction of topographic object from satellite imagery, *Int. Jour. of Remote Sensing*, 23(4): 767-776.
- Maillard, P., 2003. Comparing Texture Analysis Methods through Classification, *PE&RS*, 69(4): 357-367.
- Parker, J. R., 1997. *Algorithms for Image Processing and Computer Vision*, John Wiley & Sons.
- Smith, A. M. S., M. J. Wooster, A. K. Powell, and D. Usher, 2002. Texture based feature extraction: application to burn scar detection on Earth observation satellite sensor imagery, *Int. Jour. Remote Sensing*, 23: 1733-1739.
- Wang, X. and A. R. Hanson, 2001. Surface Texture and microstructure extraction from multiple aerial images, *Computer Vision and Image Understanding*, 83: 1-37.
- Zhang, Y., 1999. Optimisation of building detection in satellite images by combining multispectral classification and Texture filtering, *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 54: 50-60.