

칼라 및 질감 구분을 위한 행렬 및 벡터 속성

정희원 김준철*, 김성국**, 이준환***

Matrix and Vector Features for Discriminating Color and Texture

Joon-Cheol Kim*, Sung-Guk Kim**, Joon-Whoan Lee*** *Regular Members*

요약

본 논문에서는 그레이 영상의 질감속성을 위해 정의된 행렬 속성들을 칼라영상에 확장하였으며, 행렬 속성들로 유도되어 칼라와 질감속성을 동시에 추출할 수 있는 여러가지 벡터 속성을 제안하였다. 제안된 속성은 질감과 칼라속성을 따로 추출하고 이들을 조합하여 벡터속성으로 만드는 과정이 없기 때문에 내용기반 영상 정보검색등에 효율적으로 이용될 수 있다. 또한 본 논문에서는 이들 행렬 및 벡터 속성들 상호간에 관계가 있음을 보였다. 실험을 통해 제안된 벡터 속성들은 뛰어난 분별력이 있음을 보였기 때문에 내용기반 정보검색 등에 유용하게 이용될 수 있을 것으로 기대된다.

ABSTRACT

In this paper, we extend the matrix features defined for the analysis of textured gray images into color images, and propose several vector features induced from the matrix features that can capture textures and color at the same time. The proposed vector features can be used for the content-based image retrievals efficiently without combining process to make a vector from separate texture and color features. We also show the mutual relationships of the matrix and vector features in the color images. In the experiment, the proposed vector features show excellent discrimination power so that these may be well adapted for the content-based image retrievals.

I. 서론

질감을 이용한 영상분석에 있어서 가장 중요한 문제는 원 영상의 정보를 효율적으로 표현하는 속성을 추출하는 것이다. 질감 속성을 추출하는 방법에는 구조적인 방법, 통계적 방법, 모델을 이용하는 방법등이 사용되고 있으며, 이들 중 통계적 방법이 미시적인 질감영상의 분석에 있어 좋은 결과를 얻을 수 있다고 보고되고 있다.^[1] 영상의 통계적 성질을 표현하는 행렬로는 이제 통계치를 구하는 SGLDM(Spatial Gray Level Dependence Matrix), 영상의 국부적인 그레이 레벨의 변화를 표현하는 NSGLDM(Neighboring Spatial Gray Level Dependence Matrix), 그리고 그레이 레벨의 run-length를 표현하는 GLRLM(Gray Level Run Length Matrix)등이 있다.^[2-5] Ha-

ralick등은 SGLDM을 행렬 요소들의 합으로 정규화하고, 14개의 스칼라 속성들을 언급하였으며 이를 질감 분석에 사용하였다.^[2] 그러나 이들 스칼라 속성들은 서로 상관관계(correlation)가 많으며, 통계 행렬을 구하는데 필요한 계산량과 통계행렬이 담고 있는 다양한 정보를 제한적으로 표현하고 있어 J. Lee등은 SGLDM을 포함하여 이들 행렬을 의미있는 방향으로 투사한 벡터속성을 정의하고 이들을 질감 영상 분석에 이용하였다.^[6] 최근에는 통계 행렬등을 그레이 영상 뿐만아니라 칼라 영상으로 확장하여 영상 검색 시스템에 이용하는 연구가 활발하게 진행되고 있다.^[7]

영상 검색에 있어서 주로 쓰이는 속성으로는 칼라, 질감 그리고 형태등이 있으며, 칼라를 이용한 방법에는 칼라 히스토그램을 많이 사용한다. 칼라

* 전북대학교 전자공학과

** 서남대학교 전기전자공학과(jckim@tiger.seonam.ac.kr)

논문번호 : 982888-0715, 접수일자 : 1998년 7월 15일

※ 본 연구논문은 부분적으로 전북대학교 영상정보신기술 연구소의 게재료 지원을 받았다.

히스토그램은 영상의 전반적인 색 분포를 기술할 뿐 아니라 계산하기 쉽고 관점(viewing point)에 의한 변화 및 해상도의 변화에 덜 민감하다. 그러나, 칼라들의 공간적 상관관계에 관한 정보를 담고 있지 않기 때문에 속성 벡터로 사용되기에는 불충분하다. 따라서 칼라 히스토그램뿐 아니라 영상의 질감 정보 및 형태 정보를 효율적으로 결합하여 이용하려는 시도들이 있었다. 이러한 연구에서는 칼라 히스토그램과 별도로 웨이블릿 분석등 영상의 질감 속성등을 추출하여 결합하여 이용하려 하였다.^[7-9]

그러나, 그레이 레벨 영상 분석에서 널리 이용되어 온 이계 통계 행렬을 칼라로 확장하여 정의하고 이를 의미있는 방향으로 투사하면 영상의 히스토그램 및 영상 질감에 관한 속성 벡터를 동시에 편리하게 얻어낼 수 있다. 최근에 제안된 칼라쌍의 공간적 상관관계가 어떻게 거리에 따라 변화하는지를 기술하는 칼라 Correlogram 행렬도 이러한 부류의 속성으로 간주될 수 있다.^[7]

본 논문에서는 이들 그레이 영상에서의 이들 행렬들을 칼라 범위로 확장한 SCDM(Spatial Color Dependence Matrix), NSCDM(Neighboring Spatial Color Dependence Matrix), CRLM(Color Run Length Matrix), Correlogram 등을 정의하고, 이들 칼라 영상의 행렬속성들로부터 유도되어 칼라와 질감속성을 동시에 추출할 수 있는 몇몇 벡터 속성을 제안하였다. 제안된 속성은 질감과 칼라속성을 따로 추출하고 이들을 조합하여 벡터속성으로 만드는 과정이 없기 때문에 내용기반 영상 정보검색에 효율적으로 이용될 수 있다.

또한 정의된 행렬 속성들 상호간에 일련의 관계가 있음을 보였다. 실험을 통해 제안된 벡터 속성들은 뛰어난 분별력이 있음을 입증하였다. 따라서 제안된 속성들은 칼라 질감영상의 분석 및 내용기반 영상정보 검색분야에 유용하게 이용될 수 있을 것으로 기대된다.

본 논문의 II절에서는 행렬속성을 정의하고, 이들 행렬속성의 관계를 서술하였으며, 행렬속성으로부터 유도될 수 있는 벡터속성과 그 의미를 기술하였다. III절에서는 제안된 벡터속성의 분별력을 실험을 통해 검증하였으며 IV절에서는 결론을 맺었다.

II. 행렬 속성의 정의

2.1 행렬속성들의 정의

(1) SCDM(Spatial Color Dependence Matrix)

SGLDM으로부터 확장한 SCDM은 다음과 같다. $I(\dots)$ 를 $n \times n$ 칼라 영상이라 하고 $I(i, j) = m$ 을 영상의 (i, j) 위치에 있는 칼라값 m 이라 하자. 그러면 영상의 칼라값 사이의 공간 변화와 공간 의존을 표현하는 행렬 $SCDM(m, n)$ 은 주어진 거리 a 와 방향 θ 를 파라미터로 하여 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$SCDM(m, n) =$$

$$Card\{(i, j), (k, l) \in I \times I \mid \rho((i, j), (k, l)) = d, \quad (1)$$

$$angle((i, j), (k, l)) = \theta, I(i, j) = m, I(k, l) = n \}$$

여기서, $Card()$ 는 집합의 원소 갯수(cardinality)를 표현하며, $\rho(\dots)$ 는 화소간의 거리, $angle(\dots)$ 는 화소간의 각도를 표시한다. 일반적으로 거리의 정의로는

$$\rho((i, j), (k, l)) = \max(|i - k|, |j - l|) \quad (2)$$

를 사용하고 화소간의 각도는

$$angle((i, j), (k, l)) = \tan^{-1}((l - j)/(k - i)) \quad (3)$$

로 주어지며, 거리 $d=1$ 인 경우, 방향 θ 는 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 등이 된다. 이 행렬을 표현하기 위해서 칼라의 종류가 R 개라면, R^2 개의 기억 공간이 요구되며, 칼라의 수의 제곱에 비례하는 형태로 많은 기억 공간이 필요하게 된다. 그림 2.1에는 간단한 영상에 대한 $d=1, \theta=0^\circ$ 일 경우의 SCDM을 표현하였다.

| | | | | | | | | | |
|-------|-------|-------|-------|--|-------|-------|-------|-------|---|
| m_0 | m_0 | m_1 | m_1 | | m_0 | m_1 | m_2 | m_3 | |
| m_0 | m_0 | m_1 | m_1 | | m_0 | 4 | 2 | 1 | 0 |
| m_0 | m_2 | m_2 | m_2 | | m_1 | 2 | 4 | 0 | 0 |
| m_2 | m_2 | m_3 | m_3 | | m_2 | 1 | 0 | 6 | 1 |
| | | | | | m_3 | 0 | 0 | 1 | 2 |

(a) 원 영상 (b) SCDM ($d=1, \theta=0^\circ$ 일 경우)

그림 2.1 SCDM의 예
Fig. 2.1 An example of SCDM

(2) NSCDM(Neighboring Spatial Color Dependence Matrix)

NSGLDM으로부터 확장한 NSCDM은 다음과 같다. 칼라 영상 $I(\dots)$ 의 NSCDM은 거리 a 를 파라미터로 하여 다음과 같이 정의된다.

$$NSCDM(m, n) =$$

$$Card \{ (i, j) \in I \mid I(i, j) = m, Card \{ (k, l) \in I \mid (k, l) \neq (i, j), \rho((i, j), (k, l)) = d, I(i, j) = I(k, l) \} = n \} \quad (4)$$

NSCDM이 SCDM과 다른점은 방향성을 가지지 않기 때문에 회전에 무관하다는 것이다. 또한 NSCDM은 거리 d 인 이웃한(neighboring) 화소에 대해 국부적으로 계산되기 때문에 SCDM에 비해 병렬 연산이 용이하고 거리 d 가 작은 경우 필요한 기억 공간이 SCDM보다 작아진다.

| | | | | |
|-------|-------|-------|-------|-------|
| m_1 | m_1 | m_2 | m_3 | m_1 |
| m_0 | m_1 | m_1 | m_2 | m_2 |
| m_0 | m_0 | m_2 | m_2 | m_1 |
| m_3 | m_3 | m_2 | m_2 | m_1 |
| m_0 | m_0 | m_2 | m_0 | m_1 |

(a) 원 영상

| | | | | | | | | | |
|-------|-------------|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | # of pixels | | | | | | | | |
| | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| m_0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| m_1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| m_2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| m_3 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

(b) NSCDM

그림 2.2 NSCDM의 예 ($d=1$)
Fig. 2.2 An example of NSCDM

(3) CRLM(Color Run Length Matrix)

GLRLM으로부터 확장한 CRLM은 다음과 같이 정의 할 수 있다. 영상의 방향 θ 를 파라미터로 CRLM은

$$CRLM(m, n) = Card \{ (i, j) \in I \mid I(i, j) = m, \tau(m, \theta) = n \} \quad (5)$$

로 표현되며, 여기서 $\tau(m, \theta)$ 는 θ 방향의 칼라값 m 의 run-length에 해당된다. 따라서 CRLM은 방향성을 가지고 있으며, 방향에 무관한 CRLM을 구성하기 위해서는 각 방향의 CRLM들을 산술 평균하여 이용할 수 있다. 그림 2.3에는 간단한 영상의 CRLM의 예를 나타내었다.

| | | | | | | | | |
|-------|-------|-------|-------|------------|---|---|---|---|
| m_0 | m_1 | m_2 | m_3 | run-length | | | | |
| | | | | 1 | 2 | 3 | 4 | |
| m_0 | m_2 | m_3 | m_3 | m_0 | 4 | 0 | 0 | 0 |
| m_2 | m_1 | m_1 | m_1 | m_1 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| m_3 | m_0 | m_3 | m_0 | m_2 | 3 | 0 | 0 | 0 |
| | | | | m_3 | 3 | 1 | 0 | 0 |

(a) 원 영상 (b) CRLM ($\theta=0^\circ$)

그림 2.3 CRLM의 예
Fig. 2.3 An example of CRLM

(4) Correlogram

영상 $I(\dots)$ 의 칼라 히스토그램 H는 다음과 같이 정의된다.

$$H(m) = Card \{ (i, j) \in I \mid I(i, j) = m \} \quad (6)$$

J. Haung등이 제안한 영상 $I(\dots)$ 의 칼라 Correlogram은 다음과 같다.

$$Corr(m, n) = Card \{ (i, j), (k, l) \in I \times I \mid I(i, j) = m, \rho((i, j), (k, l)) = d, I(k, l) = n \} \quad (7)$$

행렬 $Corr(m, n)$ 은 영상내의 칼라값이 m 인 화소가 주어졌을 때 주어진 화소로부터 d 만큼 떨어진 화소의 칼라값이 n 일 확률을 나타낸다. $Corr(m, n)$ 은 $d=1$ 인 경우 SCDM의 4방향의 행렬을 산술 평균하여 빈도수로 나누어준 행렬과 같은 의미를 가진다. 영상 $I(\dots)$ 의 Autocorrelogram은 $Corr(m, n)$ 에서 같은 칼라쌍 사이의 공간적 상관관계를 나타낸다.

$$Autoco(m) = Corr(m, m) \quad (8)$$

2.2 상호관계 및 벡터 속성들

(1) SCDM의 경우

칼라 영상으로부터 얻어진 행렬 SCDM은 대칭 행렬이다. 또한 식(1)과 식(7)에서 알 수 있듯이 SCDM에서 각도 θ 에 관한 제약을 제거하면 칼라 Correlogram과 동일함을 알 수 있다. 즉 각도 θ 를 모든 방향에 대해 고려할 경우 SCDM은 칼라 Correlogram과 동일하다. 이 행렬의 주대각 요소는

$$SCDM_D(m) = SCDM(m, m) \quad (9)$$

이고 이는 동일한 칼라쌍의 공간적 상호관계를 나

타내는 것으로 Autocorrelogram과 일치한다. 또한, 방향 θ 의 제약을 없애고 구한 SCDM_D는

$$SCDM_D(m) = \sum_n n \times NSCDM(m, n) \quad (10)$$

과 같다. 따라서 J. Huang등이 제안한 칼라 Correlogram은 SCDM의 특별한 형태로 볼 수 있으며, Autocorrelogram은 SCDM의 주대각 요소를 벡터 형태로 추출한 속성이다. 또한 NSGLDM을 칼라로 확장한 NSCDM을 가중하여 행방향으로 합하면 Autocorrelogram이나 SCDM_D와 같게 된다.

(2) NSCDM의 경우

NSCDM 행렬도 의미를 부여할 수 있는 방향으로 투사하여 특징있는 벡터 속성을 정의할 수 있다. NSCDM 행렬을 행방향으로 투사하면

$$NSCDM_R(m) = \sum_n NSCDM(m, n) \quad (11)$$

이고, 이는 칼라 히스토그램을 나타낸다. 또한 기중치를 주고 행방향으로 투사하면

$$NSCDM_W(m) = \sum_n n \times NSCDM(m, n) \quad (12)$$

이며, 전술한바와 같이 SCDM_D(m)과 같다. 또한 같은 칼라 쌍의 공간적 평균을 표현하는 NSCDM 행렬로부터

$$NSCDM_M(m) = NSCDM_W(m) / NSCDM_R(m) \quad (13)$$

를 정의하면, 이는 영상내에서 어떤 칼라와 이웃하는 화소중 같은 칼라의 평균 화소수를 나타내는 질감에 관련된 속성이다.

(3) CRLM의 경우

각 방향으로부터 얻어진 CRLM들을 산술적으로 평균하여 얻어진 CRLM을 행방향으로 투사하면

$$CRLM_R(m) = \sum_n CRLM(m, n) \quad (14)$$

이고 영상의 칼라 히스토그램과 유사한 특성을 가지며, 가중하여 투사한 벡터는

$$CRLM_W(m) = \sum_n n \times CRLM(m, n) \quad (15)$$

이고, 영상의 칼라 히스토그램과 일치한다. 또 칼라의 평균 run-length를 의미하는 벡터 속성은

$$CRLM_M(m) = CRLM_W(m) / CRLM_R(m) \quad (16)$$

이며, 이는 칼라 영상의 질감을 표현하는 속성으로 간주될 수 있다. 또한 CRLM을 각 방향에 대해 구하고 이들을 합하여 얻을 경우

$$CRLM_M(m) = NSCDM_R(m) \quad (17)$$

이고, 이는 칼라 히스토그램과 일치한다.

(4) 상호관계 요약

그림 2.4는 SCDM, NSCDM, CRLM, Correlogram, Autocorrelogram과 이들로 부터 얻을 수 있는 벡터 속성을 그림으로 나타내었다.

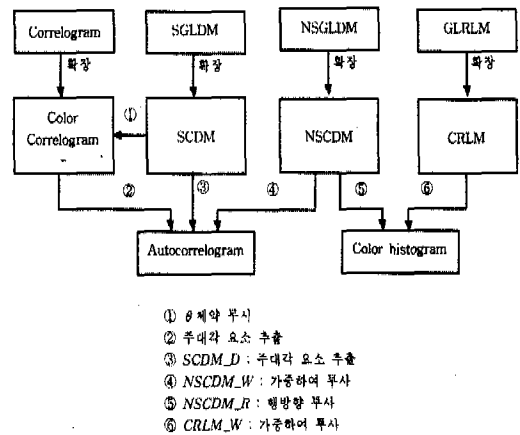


그림 2.4 행렬들의 상호관계
Fig. 2.4 The mutual relationship between matrices

그림 2.4에서 알 수 있듯이 각 방향에 대한 SCDM을 구하고 이를 합하여 SCDM을 구하여 방향 θ 에 대한 제약을 무시하고 단순히 두 화소간의 거리만을 고려하면 이는 color correlogram과 일치한다. 따라서 color correlogram과 SCDM의 주대각 요소만을 추출하면 이는 autocorrelogram이 되며, 이는 NSCDM을 행방향으로 가중하여 투사한 NSCDM_W와도 동일하다. 또한 방향의 제약을 무시한 SCDM을 행또는 열방향으로 투사하여 정규화하거나, NSCDM을 행방향으로 투사하여 얻은 NSCDM_R 및 CRLM을 행방향으로 가중하여 투사한 CRLM_W은 칼라 히스토그램과 일치한다.

(5) 1차원 영상의 예

그림 2.5는 히스토그램이 같은 1차원 영상의 예를 들어 이제까지 정의한 NSCDM_R, NSCDM_W, NSCDM_M, CRLM_R, CRLM_W, CRLM_M 등의 벡터 속성들의 분별력을 나타내었다.

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| m | n | m | n | m | n | m | n |
|---|---|---|---|---|---|---|---|

(a) C1

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| m | m | n | n | m | m | n | n |
|---|---|---|---|---|---|---|---|

(b) C2

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| m | m | m | m | n | n | n | n |
|---|---|---|---|---|---|---|---|

(c) C3

그림 2.5 3개의 1-D 칼라 영상 (R=2)
Fig. 2.5 Three 1-D color images(R=2)

그림 2.5에서 $d=1$ 일 경우 NSCDM을 구하면 그림 2.6과 같으며, 이들 영상에서 1차원의 run-length를 구하여 얻은 CRLM은 그림 2.7과 같다. 이들로 부터 얻어낼 수 있는 벡터 속성들은 그림 2.8과 같다. 그림 2.8에서 알 수 있듯이 동일한 히스토그램을 갖는 그림 2.5의 1차원 영상에 대해 NSCDM_W, NSCDM_M, CRLM_R, CRLM_M 등은 분별이 가능하며, NSCDM_R과 CRLM_M 등은 히스토그램과 같아서 분별이 불가능함을 알 수 있다.

| | | | |
|---|---|---|---|
| | 0 | 1 | 2 |
| m | 4 | 0 | 0 |
| n | 4 | 0 | 0 |

(a)

| | | | |
|---|---|---|---|
| | 0 | 1 | 2 |
| m | 0 | 4 | 0 |
| n | 0 | 4 | 0 |

(b)

| | | | |
|---|---|---|---|
| | 0 | 1 | 2 |
| m | 0 | 2 | 2 |
| n | 0 | 2 | 2 |

(c)

그림 2.6 C1, C2, C3 영상(그림 2.5)의 NSCDM 행렬
Fig. 2.6 NSCDM of C1, C2, C3(Fig. 2.5)

| | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| m | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| n | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

(a)

| | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| m | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| n | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

(b)

| | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| m | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| n | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |

(c)

그림 2.7 C1, C2, C3 영상(그림 2.5)의 CRLM행렬
Fig. 2.7 CRLM of C1, C2, C3(Fig. 2.5)

| NSCDM_R | C1 | C2 | C3 |
|---------|----|----|----|
| m | 4 | 4 | 4 |
| n | 4 | 4 | 4 |

| NSCDM_W | C1 | C2 | C3 |
|---------|----|----|----|
| m | 0 | 4 | 6 |
| n | 0 | 4 | 6 |

| NSCDM_M | C1 | C2 | C3 |
|---------|----|----|-----|
| m | 0 | 1 | 1.5 |
| n | 0 | 1 | 1.5 |

| CRLM_R | C1 | C2 | C3 |
|--------|----|----|----|
| m | 4 | 2 | 1 |
| n | 4 | 2 | 1 |

| CRLM_W | C1 | C2 | C3 |
|--------|----|----|----|
| m | 4 | 4 | 4 |
| n | 4 | 4 | 4 |

| CRLM_M | C1 | C2 | C3 |
|--------|----|----|----|
| m | 1 | 2 | 4 |
| n | 1 | 2 | 4 |

그림 2.8 C1, C2, C3 영상의 벡터 속성들
Fig. 2.8 Vector features of C1, C2, C3

III. 실험 및 검토

본 절에서는 제안된 벡터 속성의 성능을 실험적으로 검토하기 위하여 4개의 512 x 512 RGB 칼라 영상 집합을 이용하였다. RGB 영상은 HSI 칼라 좌표계로 변환하여 64개의 등간격의 칼라값($H=8, S=2, I=4$)으로 양자화하였다. 그림 3.1은 실험에 사용된 RGB 칼라 영상을 나타내었다. 사용된 속성 벡터로는 NSCDM 행렬에서 유도한 NSCDM_R, NSCDM_W 그리고 NSCDM_M과 CRLM 행렬에서 유도한 CRLM_R, CRLM_W 그리고 CRLM_M 등 6개의 64차원 속성 벡터를 Euclidian 유사성 측도를 이용한 nearest neighborhood 방법을 사용하여 분별하였다. 실험 영상들로부터 속성 벡터들은 각 영상에 대하여 창크기를 64 x 64 블록으로 하여

행과 열로 이동하며 169개의 속성 벡터를 구하였다. 기지 영상의 모형 벡터를 위하여 169개의 벡터중에서 20개를 랜덤하게 취하고 이 벡터들을 평균하여 모형 벡터를 만들고 나머지 149개의 벡터를 검증 데이터로 분할하는데 사용하였다.

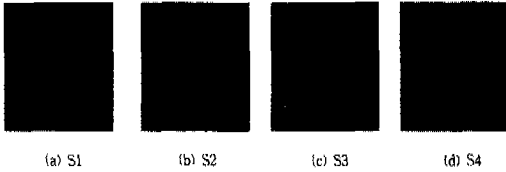


그림 3.1 실험에 사용된 영상(모래)
Fig. 3.1 Color images(sand) for the experiment

표 1. NSCDM을 이용하였을 경우의 혼돈 행렬
Table 1. The confusion matrices using NSCDM

| NSCDM_R | | | | | |
|---------|-----|-----|-----|-----|--------|
| | D1 | D2 | D3 | D4 | 에러율(%) |
| D1 | 114 | 35 | 0 | 0 | 23.0 |
| D2 | 9 | 140 | 0 | 0 | 6.0 |
| D3 | 0 | 0 | 149 | 0 | 0.0 |
| D4 | 0 | 0 | 23 | 126 | 15.0 |
| 계 | 123 | 175 | 172 | 126 | 11.0 |

| NSCDM_W | | | | | |
|---------|-----|-----|-----|-----|--------|
| | D1 | D2 | D3 | D4 | 에러율(%) |
| D1 | 138 | 11 | 0 | 0 | 7.4 |
| D2 | 12 | 137 | 0 | 0 | 8.0 |
| D3 | 0 | 0 | 149 | 0 | 0.0 |
| D4 | 0 | 0 | 25 | 124 | 16.8 |
| 계 | 150 | 148 | 174 | 124 | 8.1 |

| NSCDM_M | | | | | |
|---------|-----|-----|-----|-----|--------|
| | D1 | D2 | D3 | D4 | 에러율(%) |
| D1 | 137 | 12 | 0 | 0 | 8.0 |
| D2 | 0 | 149 | 0 | 0 | 0.0 |
| D3 | 0 | 0 | 149 | 0 | 0.0 |
| D4 | 0 | 0 | 26 | 123 | 17.4 |
| 계 | 137 | 161 | 175 | 123 | 6.4 |

표 1은 NSCDM으로부터 유도된 벡터 속성을 이용할 경우 분별 결과의 혼돈 행렬을 나타내었다. 주변에 같은 칼라 쌍의 평균 분포를 나타내는 NSCDM_M 속성 벡터가 가장 우수한 결과를 보였으며 Autocorrelogram과 같은 의미를 가지는 NS-

CDM_W가 다음으로 좋았다.

표 2. CRLM를 이용하였을 경우의 혼돈 행렬
Table 2. The confusion matrices using CRLM

| CRLM_R | | | | | |
|--------|-----|-----|-----|-----|--------|
| | D1 | D2 | D3 | D4 | 에러율(%) |
| D1 | 142 | 7 | 0 | 0 | 5.0 |
| D2 | 1 | 148 | 0 | 0 | 0.0 |
| D3 | 0 | 0 | 137 | 12 | 8.0 |
| D4 | 0 | 8 | 8 | 133 | 11.7 |
| 계 | 143 | 163 | 145 | 145 | 6.2 |

| CRLM_W | | | | | |
|--------|-----|-----|-----|-----|--------|
| | D1 | D2 | D3 | D4 | 에러율(%) |
| D1 | 121 | 28 | 0 | 0 | 18.8 |
| D2 | 0 | 148 | 0 | 1 | 1.0 |
| D3 | 0 | 0 | 149 | 0 | 0.0 |
| D4 | 0 | 37 | 0 | 112 | 24.8 |
| 계 | 121 | 213 | 149 | 113 | 11.2 |

| CRLM_M | | | | | |
|--------|-----|-----|-----|-----|--------|
| | D1 | D2 | D3 | D4 | 에러율(%) |
| D1 | 128 | 20 | 0 | 1 | 14.1 |
| D2 | 0 | 148 | 0 | 1 | 1.0 |
| D3 | 0 | 0 | 149 | 0 | 0.0 |
| D4 | 0 | 37 | 0 | 112 | 24.8 |
| 계 | 128 | 205 | 149 | 114 | 10.0 |

표 2는 CRLM을 이용한 분별 결과의 혼돈 행렬을 나타내었다. CRDM_R의 경우 가장 우수한 분별력을 보였으며 영상의 히스토그램을 나타내는 CRLM_W가 가장 나쁜 결과를 얻었고 이는 J. Huang의 실험 결과와도 일치한다. 6개의 속성 벡터 중에서 같은 칼라 값을 가지는 영역을 하나로 간주하여 계수한 CRDM_R이 가장 좋은 결과를 나타내었으며, NSCDM_M, NSCDM_W, CRDM_M 등도 전반적으로 좋은 분별력을 보였다.

V. 결론

본 논문에서는 그레이 레벨 영상 분석에 널리 이용되어온 이제 통계 행렬을 칼라로 확장한 SCDM, NSCDM, CRLM, Correlogram 등을 정의하였고, 이들 행렬 및 벡터속성들의 상호관계를 규명하였으며, 이들 행렬로부터 칼라 히스토그램과 영상 질감에 해당하는 속성 정보를 동시에 추출하는 방법을 제안하였다.

본 논문에서 제시된 6개의 속성 벡터를 nearest neighborhood 분별기를 이용하여 분별력 관점에서

