

Texture 영상 분할을 위한 고속 적응 특징 추출 방법

正會員 李 廷 煥* 正會員 金 聖 大**

A Fast and Adaptive Feature Extraction Method for Textured Image Segmentation

Jung Hwan LEE*, Seong Dae KIM** *Regular Members*

要 約 본 논문에서는 texture 영상 분할을 위한 새로운 고속 적응 texture 특징 추출 방법을 제안하였다. 먼저 기존의 통계적 texture 특징 추출 방법에 대하여 설명하였으며, SGLDM을 구하는 방법과 이것을 이용하여 추출할 수 있는 texture 특징들에 관하여 기술하였다. 그리고 고속으로 특징을 추출하기 위한 반복 계산식을 각 특징에 대하여 유도하였으며 반복 계산식을 이용하여 고속 적응 texture 특징들을 추출하는 방법에 대하여 설명하였다. 마지막으로 제안된 방법의 성능을 평가하기 위하여 인공적으로 합성한 texture 영상에 대하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 그 결과 기존의 방법과 비교해서 영역의 경계 부분에서 비교적 정확한 특징값을 추출할 수 있음을 알 수 있었다.

ABSTRACT In this paper, a fast and adaptive feature extraction algorithm for textured image segmentation is proposed. First, a conventional algorithm to extract the statistical texture features are described and we obtain the recursive equations from that conventional method and it is used for extraction of several texture features. And also we propose the adaptive algorithm which extract the texture features. To evaluate the performance of proposed algorithm, we apply the proposed method to artificial texture images. From the results of computer simulation, the proposed method is superior to the conventional one.

I. 서 론

최근들어 영상처리, 영상통신, 의료기기, 공장 자동화, 위성사진 분석등 여러분야에서 컴퓨터를 이용하여 효과적으로 영상을 해석하고 인식하기 위한 연구가 활발하게 진행되고 있다^{[1][2][3]}. 영상 인식 과정중에서 영상 분할은 가장 기본적인데 매우 중요한 단계이다^[1]. 영상 분할에서 사용할 수 있는 특징들은 밝기, texture, 칼라, 깊이정보 그리고 이동속도등이 있으나 그중에서 texture 정보는 매우 중요한 특징이다^[4]. tex-

ture 영상은 영상내의 한 화소(pixel)만으로는 texture 성질을 나타낼 수 없고 이웃 화소들과의 관계에 의해 texture 영상의 성질이 결정된다^{[5][6]}. 그리고 하나의 texture 영상내에 서로 다른 texture 특징을 갖는 영역이 여러개가 존재할 때 이들 영역의 경계를 찾는 것을 texture 영상 분할^{[2][4][6]}이라고 한다. 이러한 texture 영상 분할은 여러가지 응용 분야가 있는데 특히 인공위성으로 부터 얻은 영상의 분석이나 항공사진, 지하 자원 탐사 혹은 곡물의 작황분석 그리고 의료기기 분야에서 적혈구 영상의 분석등에 유용하게 이용되고 있다.

Texture 영상 분할을 수행하기 위해서는 기본적으로 3가지 분야에 대한 연구가 필수적으로 요

*安東大學校 컴퓨터工學科

Dept. of Computer Eng., Andong Univ.

**韓國科學技術院 電氣및 電子工學科

Dept. of Electrical and Electronics Eng., KAIST

論文番號 : 91-119 (接受1991. 5. 30)

구된다. 첫째는 texture 영상의 모델링에 관한 연구이며 둘째는 texture 영상으로 부터 특징을 추출하는 것이다. 그리고 마지막으로 texture 영상 분할 방법에 대한 연구가 수행되어야 한다. 본 논문에서는 texture 특징을 추출하기 위한 효과적인 알고리즘을 제안하고자 한다. texture 영상은 texture 원소(texel)의 구성과 배열에 따라 잔디, 모래 등과 같은 통계적 texture 영상과 벽돌구조, 벌집등과 같은 구조적 texture 영상으로 나눌 수 있다. 그리고 특징 추출 방법은 texture 영상에 따라 통계적 특징 추출 방법^{[5], [6]}과 구조적 특징 추출 방법이 있으며 그외에도 응용 분야에 따라 여러가지 접근 방법이 있다^{[7], [8]}. 여기서 통계적 texture 영상으로 부터 영상의 통계적인 특성을 추출하는 방법을 기술하고자 한다. 통계적 texture 영상을 구별하기 위해서는 인간의 시각 인식 능력에 대한 실험 결과인 Julesz conjecture^{[3], [6], [7]}에 의해 적어도 2차 통계 특성이 필요하다. 그리고 2차 통계 특성을 구하는 대표적인 방법은 GLDM(gray level difference matrix), GLRLM(gray level run-length matrix) 그리고 SGLDM(spatial gray level difference matrix)를 이용하는 것이며^{[5], [8]}, Weszka^[9]와 Haralick^[5]은 texture 영상을 분류(classification)하기 위해서 위의 3가지 방법의 성능을 평가하였으며 그결과 SGLDM을 이용하여 2차 통계 특성을 구하는 것이 가장 우수함을 보였다. 그러나 texture 영상의 분류와는 다르게 texture 영상을 분할하기 위해서는 각 화소마다 특징값을 추출해야하는데 SGLDM을 이용하여 특징을 구할 경우에 많은 계산시간과 큰 기억 장소가 소요된다. 그 이유는 SGLDM은 영상의 최대 양자화 레벨에 비례하는 기억 장소와 특징값을 추출하기 위해서는 각 화소마다 최대 양자화 레벨의 제곱승에 비례하는 연산이 필요하다. 그리고 각 화소마다 특징값을 추출하기 위해서는 WxW 크기의 창틀을 사용하는데 창틀의 크기가 크면 균일 영역에서 정확한 특징값을 추출할 수 있지만 경계선 부분에서 blurring 현상이 발생하며, 창틀크기를 작게하면 경계선 부분의 blur-

ring 현상은 감소되지만 균일 영역의 특징값이 부정확하게 추출되는데 이런 현상은 창틀을 사용하여 특징을 추출하는 경우 일반적으로 발생하는 문제이다.

본 논문에서는 위에서 언급한 문제점을 해결하기 위하여 SGLDM과 이로부터 특징을 구하기 위한 반복 계산식을 유도하고, 경계선의 blurring 현상을 감소시키기 위한 알고리즘을 제안하고자 한다. 본 논문의 구성은 서론에이어 제 2장에서 기존의 SGLDM을 구하는 방법과 특징 추출 방법에 대해 고찰하고, 제 3장에서 고속으로 특징을 추출하기 위한 반복 계산식을 유도하고, 경계선 부분의 blurring 현상을 감소시키기 위한 적응 알고리즘을 설명한다. 그리고 인공영상에 대한 컴퓨터 시뮬레이션을 제 4장에 기술하고 마지막으로 제 5장에서 결론을 맺는다.

II. SGLDM을 이용한 기존의 통계적 texture 특징 추출 방법

컴퓨터를 이용하여 영상을 해석하고 인식하기 위해서는 영상을 효과적으로 표현할 수 있는 특징들을 추출해야 한다^[10]. 특히 texture 영상을 분류^[11]하거나, 분할^[12]하는 문제에서 texture 영상의 특징을 추출하는 것은 필수적인 과정이다. texture 영상에 대한 특징 추출 방법은 입력된 texture 영상의 종류(통계적, 구조적 texture 영상^{[5], [12]})와 texture 영상 모델링 방법^{[13], [14]}에 따라 여러가지 접근 방법^[15]이 있다.

그런데 인간의 시각 인식 능력에 대한 Julesz의 실험^[7]에 의하여 인간의 시각 인식 능력은 서로 다른 두 종류의 영상을 구별하기 위해서는 1차 통계 특성만으로는 불충분하고 2차 통계 특성까지 이용해야 됨을 보였으며, texture 영상을 분류하고 분할하는 기존의 대부분의 방법에서 2차 통계 특성을 이용하고 있다. 2차 통계 특성을 구하는 방법은 먼저 영상내의 서로 다른 두 화소 사이의 2차 확률밀도 함수를 구하고 이로부터 통계 특성을 구하는 것으로 2차 확률밀도 함수를

구하는 방법은 GLDM, GLRLM 그리고 SGLDM 등이 대표적인 방법^{[8][16]}이다.

그러나 Weszka^[9]와 Haralick^{[5][16]}은 texture 영상을 분류하기 위하여 위에서 언급한 2차 확률 밀도 함수를 이용한 texture 특징 추출 방법 중에서 GLDM, GLRLM, SGLDM, power 스펙트럼 등에 대한 성능을 비교 연구 하였으며 그 결과 SGLDM이 가장 우수한 것으로 판명 되었다. 본 절에서는 통계적 texture 영상으로 부터 특징들을 추출 하는 기존의 대표적인 방법인 SGLDM에 대하여 설명하고자 한다.

1. SGLDM을 이용한 texture 특징 추출 방법

Texture 특징은 영상내의 화소값과 이웃 화소들 사이의 공간적 관계에 의해 정의할 수 있다. Julesz^[7]는 처음으로 SGLDM을 이용하여 구한 통계 특성을 texture 영상을 분류 하는데 이용 하였으며, Conners와 Trivedi^[19]는 이웃 화소들 사이의 의존도를 계산하기 위하여 이웃 화소들 사이의 화소 값 차 행렬을 계산하여 인공 위성으로 부터 얻은 구름 사진을 분석 하는데 이용 하였다. 그리고 Haralick^{[5][16]}은 θ 방향에 대하여 d만큼 떨어진 두 화소 사이의 SGLDM을 구하는 방법을 제안 하였으며, 이 행렬을 이용하여 인공 위성 사진, 항공 사진, 현미경 사진등의 영상에 대하여 통계 특성을 구할 수 있었다. 또 Chen과 Pavalidis^[18]는 split-mege 방법을 이용하여 texture 영상을 분할하는데에 SGLDM을 이용하였다. 이런 방법들에서 사용한 SGLDM은 다음과 같이 표현할 수 있다.

영상의 모양이 사각형이라 하고, N_c 를 수평 방향의 최대 영상 크기, N_r 를 수직 방향의 최대 영상 크기라 한다. 그리고 N_g 를 최대 양자화 레벨 값이라 하면 각각은 $L_c = \{1, 2, \dots, N_c\}$, $L_r = \{1, 2, \dots, N_r\}$, $L_g = \{0, 2, \dots, N_g\}$ 로 표현할 수 있는데, 여기서 L_c 는 수평방향의 공간영역, L_r 는 수직방향의 공간영역을 나타내고, L_g 는 화소값의 레벨을 의미한다. 위와 같이 정의 하면 영상 G 는 L_g 를 $L_r * L_c$ 위치에 할당하는 함수가 된다. 즉, $G : L_g \rightarrow L_r * L_c$

로 표현 된다. 그리고 SGLDM을 상대적 빈도수 $\Phi(d, \theta)$ 로 표현할 수 있다. 이것은 영상에서 d만큼 떨어진 θ 방향의 두 화소의 화소값이 i에서 j로 변하는 빈도수이며 이 행렬은 대칭적이고 SGLDM은 두 화소값의 함수이며 또한 각도 θ 와 거리 d의 함수가 된다.

그리고 각도를 45°로 양자화 하면 SGLDM은 대칭적이므로 $\Phi(d, 0^\circ) = \Phi(d, 180^\circ)$, $\Phi(d, 45^\circ) = \Phi(d, 225^\circ)$, $\Phi(d, 90^\circ) = \Phi(d, 270^\circ)$, $\Phi(d, 135^\circ) = \Phi(d, 315^\circ)$ 와 같은 관계가 성립 한다. 여기서 윗첨자 t는 행렬의 transpose를 의미한다. 그리고 각각의 방향에 대하여 정규화된 SGLDM은 $p(i, j/d, \theta)$ 표현되며, 정규화된 SGLDM을 구하는 방법은 SGLDM의 각 원소의 확률을 합하면 1이 되도록 SGLDM을 구성하는 모든 원소의 합으로 각 원소를 나누면 된다.

그리고 각 방향에 대하여 정규화된 SGLDM으로 부터 얻을 수 있는 texture 특징들은 다음과 같다^[16].

$$m(\Phi(d, \theta)) = m = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} ip(i, j|d, \theta) \quad (1)$$

$$\sigma^2(\Phi(d, \theta)) = \sigma^2$$

$$= \sum_{i=0}^{N_g} (i-m)^2 \sum_{j=0}^{N_g} p(i, j|d, \theta) \quad (2)$$

$$C(\Phi(d, \theta)) = \sum_{j=0}^{N_g} \sum_{i=0}^{N_g} (i-m)(j-m) p(i, j|d, \theta) / \sigma^2 \quad (3)$$

$$E(\Phi(d, \theta)) = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} p^2(i, j; d, \theta) \quad (4)$$

$$H(\Phi(d, \theta)) = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} -p(i, j; d, \theta) \log[p(i, j; d, \theta)] \quad (5)$$

$$T(\Phi(d, \theta)) = \sum_{j=0}^{N_g} \sum_{i=0}^{N_g} (i-j)^2 p(i, j; d, \theta) \quad (6)$$

$$I(\Phi(d, \theta)) = \sum_{j=0}^{N_g} \sum_{i=0}^{N_g} (1+(i-j)^2)^{-1} p(i, j; d, \theta) \quad (7)$$

여기서 $m(\Phi(d, \theta))$ 는 θ 방향으로 d 만큼 떨어진 화소들 사이의 평균이고 $\sigma^2(\Phi(d, \theta))$ 는 분산이다. 그리고 $C(\Phi(d, \theta))$ 는 상관계수이며, $E(\Phi(d, \theta))$ 는 에너지, $H(\Phi(d, \theta))$ 는 엔트로피, 그리고 $T(\Phi(d, \theta))$ 는 contrast이며, $I(\Phi(d, \theta))$ 는 영상의 국부적인 균일성(local homogeneity)을 표시하는 척도이다. 에너지는 영상의 전체적인 균일성을 의미하는데 균일 영상은 에너지 값이 크며, 불균일 영상은 그 값이 작다. 그리고 엔트로피는 영상의 복잡성을 표시한다.

III. SGLDM을 이용한 고속 texture 특징 추출 방법

1. SGLDM을 이용한 고속 texture 특징 추출 방법

Texture 영상을 분할하기 위해서는 texture 특징을 각 화소에 대하여 계산해야 되며 이를 위해서는 $W \times W$ 크기의 창틀을 수평방향으로 한 화소씩 옮겨가며 창틀내의 화소에 대해 SGLDM을 구하고 이로 부터 특징들을 계산해야 한다. 창틀

을 한 화소씩 수평방향으로 움직이며 SGLDM을 계산하면 그림 3.1과 같이 창틀내의 화소값중에서 대부분 중복되고 일부분만 변하게 되므로 변한부분에 대해서만 SGLDM을 수정하면 된다. 즉 그림 3.1에서 중심화소가 (x, y) 인 경우와 $(x+1, y)$ 인 경우를 비교하면 창틀의 왼쪽 부분이 제거되고 오른쪽 부분이 첨가되며 나머지 부분은 변하지 않게된다. 그러므로 창틀을 수평방향으로 움직이며 SGLDM을 계산할 때 각 화소마다 SGLDM을 구하지 않고 앞에서 구한 SGLDM에서 변화된 부분만을 수정하면 쉽게 SGLDM을 구할수 있다. 그리고 SGLDM으로부터 texture 특징을 계산하는 식(1)에서 식(7)까지를 살펴보면 SGLDM의 크기에 비례하는 연산을 수행해야 되는데, 만약 SGLDM의 크기가 크면 한 화소에 대한 특징을 계산하기 위해 많은 계산시간이 소요된다. 여기서 SGLDM의 크기는 화소값의 양자화 레벨에 비례하므로 만약 최대 양자화 레벨이 256이면 SGLDM의 크기는 256×256 이다. 그런데 SGLDM을 계산할 때 창틀내에서 변화된 부분만을 수정하면 되므로 SGLDM으로 부터 texture 특징을 계산할 때도 앞 화소의 특징값을 이용하여 현재 화소의 특징값을 계산할 수 있는 반복 계산식을 구할 수 있다. texture 특징을 구하기 위한 반복 계산식은 다음과 같이 유도할 수 있다. 먼저 $W \times W$ 창틀내의 화소에 대하여 거리 d 와 방향 θ 가 주어질 때 구한 SGLDM을 $M(i, j)$ 라하고, 전체 원소 갯수를 N 이라 하면 평균은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$m_0 = (1/N) \sum \sum iM(i, j) \quad (8)$$

여기서 $\sum \sum$ 는 i, j 에 대하여 수행하며 각각 $i=0, 1 \dots Ng, j=0, 1 \dots Ng$ 까지 수행한다. 그리고 Ng 는 화소값의 최대 양자화값이다.

식 (17)에서 창틀내의 한 화소가 제거 혹은 첨가되면 평균값은

$$m_1 = (1/(N-2)) \sum i(M(i, j) - U(i_1, j_1) - U(j_1, i_1)) \quad (9a)$$

$$m_1^+ = (1/(N+2)) \sum i(M(i,j)+U(i_1,j_1) + U(j_1,i_1)) \quad (9-b)$$

가 된다. 여기서 U(k, 1)은 (k, 1)에 해당하는 원소값은 1이고 나머지는 모두 0인 정방행렬을 의미하는데 행렬의 차원은 0부터 Ng까지이다. U(i₁, j₁)와 U(j₁, i₁)은 제거 혹은 첨가된 화소에 의해 발생하는 SGLDM의 증가 혹은 감소분이다. 그리고 m₁⁻는 첫번째 화소가 제거되었을 때의 평균값이고 m₁⁺는 한 화소를 첨가하였을 때의 평균값이다. 윗식을 정리하면

$$\begin{aligned} m_1^- &= (1/(N-2)) [M(1,1)+2M(1,2)+\dots \\ &\quad +i_1(M(i_1,j_1)-1)+\dots \\ &\quad +j_1(M(j_1,i_1)-1)\dots N_g M(N_g,N_g)] \\ &= (1/(N-2)) [M(1,1)+2M(1,2)+\dots \\ &\quad +i_1(M(i_1,j_1))+\dots \\ &\quad +j_1(M(j_1,i_1))\dots N_g M(N_g,N_g)-i_1-j_1] \\ &= (1/(N-2)) \sum iM(i,j) - i_1/(N-2) \\ &\quad - j_1/(N-2) \\ &= N/(N-2) ((1/N) \sum iM(i,j)) \\ &\quad - i_1/(N-2) - j_1/(N-2) \\ &= (N/(N-2))m_0 - i_1/(N-2) - j_1/(N-2) \end{aligned} \quad (10-a)$$

가 되며 같은 방법으로 식(a-b)를 정리하면

$$m_1^+ = (N/(N+2))m_0 + i_1/(N+2) + j_1/(N+2) \quad (10-b)$$

와 같이 된다. 또 다른 한 화소가 제거 혹은 첨가되고 이로 인한 SGLDM의 변화분이 U(i₂, j₂)와 U(j₂, i₂)라고 하면

$$m_2^- = (1/(N-4)) \sum i(M(i,j)-U(i_1,j_1) - U(i_2,j_2) - U(j_1,i_1) - U(j_2,i_2)) \quad (11-a)$$

$$m_2^+ = (1/(N+4)) \sum i(M(i,j)+U(i_1,j_1) + U(i_2,j_2) + U(j_1,i_1) + U(j_2,i_2)) \quad (11-b)$$

가 되고, 윗식을 정리하면

$$\begin{aligned} m_2^- &= (1/(N-4)) \sum i(M(i,j)-U(i_1,j_1) \\ &\quad - U(i_2,j_2) - U(j_1,i_1) - U(j_2,i_2)) \\ &= (1/(N-4)) \sum i(M(i,j)-U(i_1,j_1) \\ &\quad - U(j_1,i_1)) - i_2/(N-4) - j_2/(N-4) \\ &= ((N-2)/(N-4))m_1^- - i_2/(N-4) \\ &\quad - j_2/(N-4) \end{aligned} \quad (12-a)$$

$$m_2^+ = ((N+2)/(N+4))m_1^+ + i_2/(N+4) + j_2/(N+4) \quad (12-b)$$

와 같이 된다. 위의 과정을 반복하여 k번째 화소가 제거 혹은 첨가되면

$$m_k^- = (N_{k-1}/(N_{k-1}-2))m_{k-1}^- - i_k/(N_{k-1}-2) - j_k/(N_{k-1}-2) \quad (13-a)$$

$$m_k^+ = (N_{k-1}/(N_{k-1}+2))m_{k-1}^+ + i_k/(N_{k-1}+2)$$

$$+ j_k / (N_{k-1} + 2) \quad (13-b)$$

가 된다. 여기서 m_k^- 는 k번째 화소를 제거할 때의 평균값이며 m_k^+ 는 k번째 화소를 첨가할 때의 평균값이다. 위와 같은 방법으로 식(2)-(7)까지의 각 특징식에 대하여 간단한 산술연산을 수행하여 정리하면 나머지 특징들에 대하여도 반복 계산식을 유도할 수 있는데, 그것의 최종적인 반복 계산식은 다음과 같다.

$$L^- = N_{k-1} / (N_{k-1} - 2) \quad (14 a)$$

$$J^- = 1 / (N_{k-1} - 2) \quad (14 b)$$

$$L^+ = N_{k-1} / (N_{k-1} + 2)$$

$$J^+ = 1 / (N_{k-1} + 2)$$

로 두면, 분산은 다음과 같다.

$$(\sigma_k^-)^2 = L^-(\sigma_{k-1}^-)^2 - J^-(i_k^2 + j_k^2) - (m_k^-)^2 + J^-(m_{k-1}^-)^2 \quad (15-a)$$

$$(\sigma_k^+)^2 = L^+(\sigma_{k-1}^+)^2 + J^+(i_k^2 + j_k^2) - (m_k^+)^2 + J^+(m_{k-1}^+)^2 \quad (15-b)$$

상관계수는

$$C_k^- = [(\sigma_{k-1}^-)^2 L^- C_{k-1}^- + L^- (m_{k-1}^-)^2 - 2J^- i_k j_k - (m_k^-)^2] / (\sigma_k^-)^2 \quad (16 a)$$

$$C_k^+ = [(\sigma_{k-1}^+)^2 L^+ C_{k-1}^+ + L^+ (m_{k-1}^+)^2 + 2J^+ i_k j_k - (m_k^+)^2] / (\sigma_k^+)^2 \quad (16-b)$$

와 같이 되고, 에너지는

$$E_k^- = (L^-)^2 E_{k-1}^- + (J^-)^2 [-M^2(i, j) + (M(i, j) - 1)^2 - M^2(j, i) + (M(j, i) - 1)^2] \quad (17-a)$$

$$E_k^+ = (L^+)^2 E_{k-1}^+ + (J^+)^2 [-M^2(i, j) + (M(i, j) + 1)^2 - M^2(j, i) + (M(j, i) + 1)^2] \quad (17-b)$$

이며, 엔트로피는 다음과 같이 된다.

$$H_k^- = L^- H_{k-1}^- - L^- \log(L^-) - J^- (M(i_k, j_k) - 1) \log(J^- (M(i_k, j_k) - 1)) - J^- (M(j_k, i_k) - 1) \log(J^- (M(j_k, i_k) - 1)) + J^- M(i_k, j_k) \log(J^- M(i_k, j_k) + J^- M(j_k, i_k)) \log(J^- M(j_k, i_k)) \quad (18 a)$$

$$H_k^+ = L^+ H_{k-1}^+ - L^+ \log(L^+) - J^+ (M(i_k, j_k) + 1) \log(J^+ (M(i_k, j_k) + 1)) - J^+ (M(j_k, i_k) + 1) \log(J^+ (M(j_k, i_k) + 1)) + J^+ M(i_k, j_k) \log(J^+ M(i_k, j_k) + J^+ M(j_k, i_k)) \log(J^+ M(j_k, i_k)) \quad (18-b)$$

그리고 contrast와 균일도(homogeneity)는 다음과 같다.

$$T_k^- = L^- T_{k-1}^- - 2J^-(i_k - j_k)^2 \quad (19-a)$$

$$T_k^+ = L^+ T_{k-1}^+ + 2J^+(i_k - j_k)^2 \quad (19-b)$$

$$I_k^- = L^- I_{k-1}^- - 2J^-(1 + (i_k + j_k)^2)^{-1} \quad (20-a)$$

$$I_k^+ = L^+ I_{k-1}^+ + 2J^+(1 + (i_k + j_k)^2)^{-1} \quad (20-b)$$

위의 식(9)-(20)에서 -첨자는 한 화소를 제거할 때의 특징값이고, +첨자는 한 화소를 첨가할 때의 특징값이다. 그리고 위의 반복 계산식을 이용하면 각 화소에 대하여 고속으로 texture 특징을 추출할 수 있는데, 표 1에 고속특징 추출 방법을 이용하여 한 화소에 대한 특징값을 구하는데 필요한 계산 시간과 기억용량을 표시하였다. 표 1에서 W는 창틀의 크기를 의미한다. 모든 특징에 대하여 계산시간을 덧셈 혹은 뺄셈은 최소 3×2W에서 최대 10×2W의 연산이 필요하며, 곱셈 혹은 나눗셈은 최소 3×2W에서 최대 17×2W개의 연산이 필요하다. 그리고 필요한 기억장소는 에너지와 엔트로피는 약 64KB+4B(byte)이며 나머지 특징은 약 4byte 혹은 그 이하이다. 그러

나 영상의 양자화 레벨이 256인 경우, 기존의 방법¹⁶⁾은 식(1)-(7)에서 알 수 있듯이 매 화소마다 적어도 64K번의 덧셈과 곱셈연산을 수행해야 하며, 기억 장소도 64KB가 소요된다.

표 1. 고속 특징 추출 방법에 필요한 계산시간과 기억용량
Table 1. The computing time and memory space for fast feature extraction method.

| 계산시간 기억장소 특징 | 계산시간 | | 기억장소 |
|--------------------|-------|--------|-------------|
| | 덧셈/뺄셈 | 곱셈/나눗셈 | |
| 평균 | 3×2w | 3×2w | 4 byte |
| 분산 | 6×2w | 13×2w | 4 byte |
| 상관계수 | 5×2w | 17×2w | 4 byte |
| 에너지 | 7×2w | 13×2w | 64KB+1 byte |
| 엔트로피 | 10×2w | 15×2w | 64KB+4 byte |
| contrast | 5×2w | 6×2w | 4 byte |
| 균일도 | 6×2w | 7×2w | 4 byte |

2. SGLDM을 이용한 고속 적응 texture 특징 추출 방법

Texture 영상의 성질은 한 화소와 그 화소의 이웃 화소들의 관계에 의해 결정되므로 texture 특징을 추출할 때 이웃 화소의 범위를 결정하는 것은 대단히 중요하며 이것은 결국 창틀 크기와 관련이 있다. 크기가 W×W인 창틀을 사용하여 특징을 추출할 때 창틀의 크기를 크게하면 균일 영역내의 특징값은 정확하게 추출되지만 영역의 경계선 부분의 특징값은 부정확하게 된다. 반대로 창틀의 크기를 작게하면 경계선 부분에서는 비교적 정확한 특징값을 얻을 수 있지만 균일 영역내의 특징값이 부정확하게 된다.

본 논문에서는 이런 문제를 해결하기 위하여 국부적으로 창틀의 크기를 가변하면서 특징을 추출하는 새로운 알고리즘을 제안한다. 그리고 앞에서 언급한 고속 특징 추출 방법을 사용하면 고속이면서 국부적으로 적응되는 특징값을 얻을

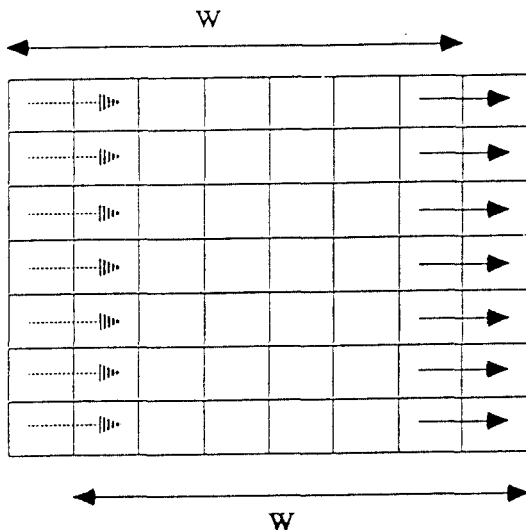


그림 3.1 수평방향으로 한 화소 움직일 경우
Fig. 3.1 Sliding one pixel to horizontal direction

수 있다. 제안된 방법은 창틀 크기가 $W \times W$ 일 때 각 화소에 대하여 창틀 크기내의 영상에 대하여 간단한 split-merge 알고리즘^{[21][28]}을 적용하여, 특징을 추출하려고 하는 화소가 속한 영역을 먼저 구한 뒤 앞에서 언급한 반복 계산식을 이용하여 특징을 계산한다. 각 화소의 특징을 추출하는 방법은 다음과 같다. 즉 최대, 최소 창틀 크기를 입력으로 받아서 최대 창틀을 최소 창틀 크기로 나눈 후 나누어진 창틀에 대하여 평균, 분산 등의 특징을 계산하여 특징을 추출하려고 하는 화소를 포함한 최소창틀의 특징과 비교하여 특징값의 차가 주어진 문턱값보다 작으면 합하고 그렇지 않으면 그 최소창틀은 제외한다. 그림 3.2에 최소, 최대 창틀크기와 최종적으로 구해진 적응 창틀을 표시하였다. 제안된 방법은 분할하려는

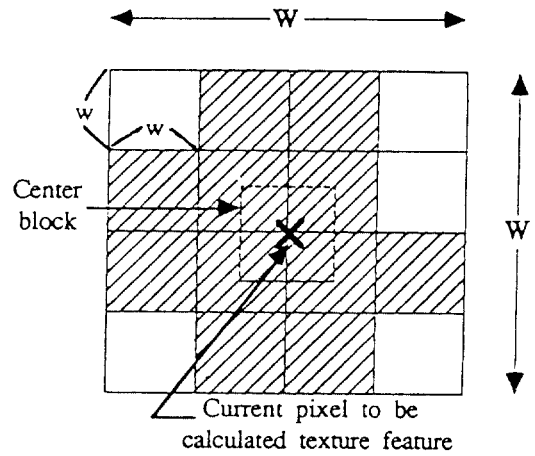


그림 3.2 최소, 최대 창틀크기 및 적응 창틀
Fig 3.2 Minimum($w \times w$), maximum($w \times w$) window size and adaptive window.

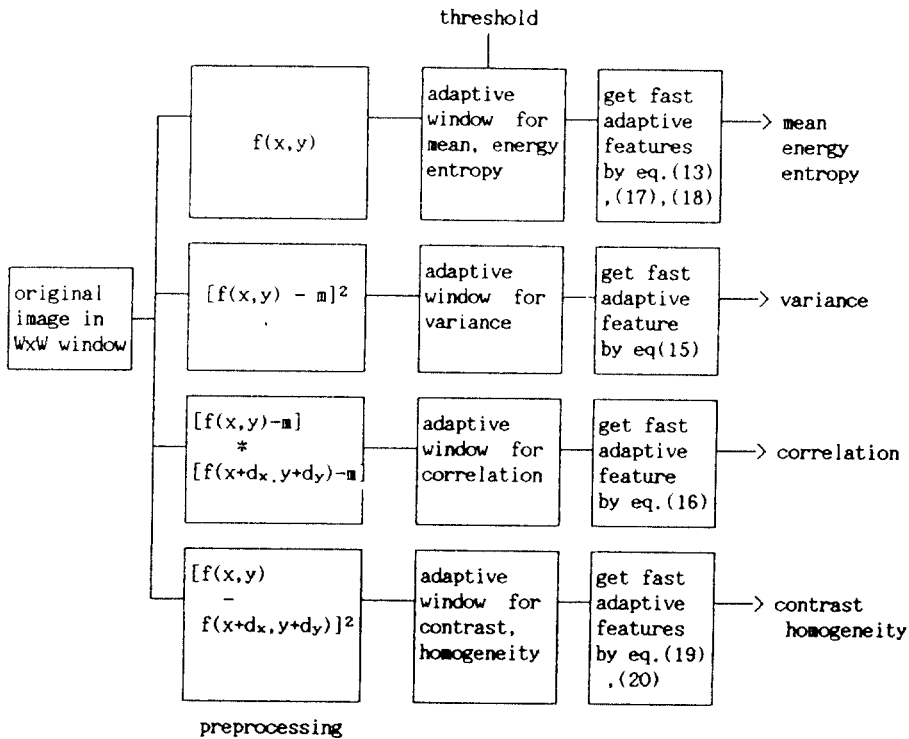


그림 3.3 제안된 방법의 구조도

(m : $W \times W$ 내의 평균 dx, dy : 특징을 추출할 때의 화소거리)

Fig 3. The block diagram of the proposed method

(m : mean of the pixel values within a maximum ($W \times W$) window dx, dy : intersample distance corresponding to x and y axis)

영상이 크면 클수록 계산 시간면에서 많은 장점이 있으며, 또 창틀의 크기가 크면 클수록 균일 영역에서는 기존의 방법과 비교하여 특징의 변화가 심하지 않고 반대로 경계선 부분에서는 창틀 크기의 증가에 따른 blurring 현상이 감소된 특징을 얻을 수 있다.

그러나 각 화소에 대하여 국부적으로 적응된 창틀을 구하기 위하여 화소값의 평균, 분산등을 사용할 수 있지만 식(1)-(7)를 살펴보면 화소값 혹은 화소값의 차에 관계되는 항이 곱해져서 각각의 특징이 구해진다. 그러므로 적응된 창틀을 구할 때 먼저 최대 창틀내의 화소값 혹은 화소값의 차를 구한 후 이로부터 평균, 분산을 계산, 비교하여 적응된 창틀을 계산할 수 있다. 이를 그림 3.3에 표시하였다. 이렇게 하면 평균이 다르고 분산이 같은 서로 다른 두 영역이 인접해 있는 경우 분산을 계산할 때 경계선 부분에서도 적응된 창틀 크기가 갑자기 변하지 않으므로 균일 영역에서와 같은 크기의 창틀을 얻을 수 있다.

IV. 시뮬레이션 결과 및 검토

제안된 방법의 성능을 평가하기 위하여 인공 texture 영상에 대하여 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다. 실험에 사용된 영상의 크기는 $256 \times 256 \times 8$ bit이며 창틀의 크기는 32×32 가 되게 하였다. 그리고 SGLDM을 구할 때 거리 d 는 1로 고정하였으며 방향 θ 는 상관계수를 구할 때는 0° 와 90° 로 하고 나머지 특징을 구할 때는 0° 로 하였다. 그림 4.1은 적응된 특징을 추출하기 위한 전체 흐름도이다. 그리고 그림 4.2(a)는 원 영상이며, 그림 4.2(b)는 원 영상의 통계특성을 표시한 것이다. 그림 4.3부터 그림 4.4까지는 고속 특징 추출 방법과 고속 적응 특징 추출 방법으로 얻은 특징을 동시에 표시하였다. 추출한 특징들은 평균, 분산, 상관계수(수평, 수직방향), 에너지, 엔트로피, contrast, 균일도이며 각 화소의 특징값은 0에서 255사이의 정규화 하였다.

그림 4.3(1)의 평균과 분산의 경우에는 적응

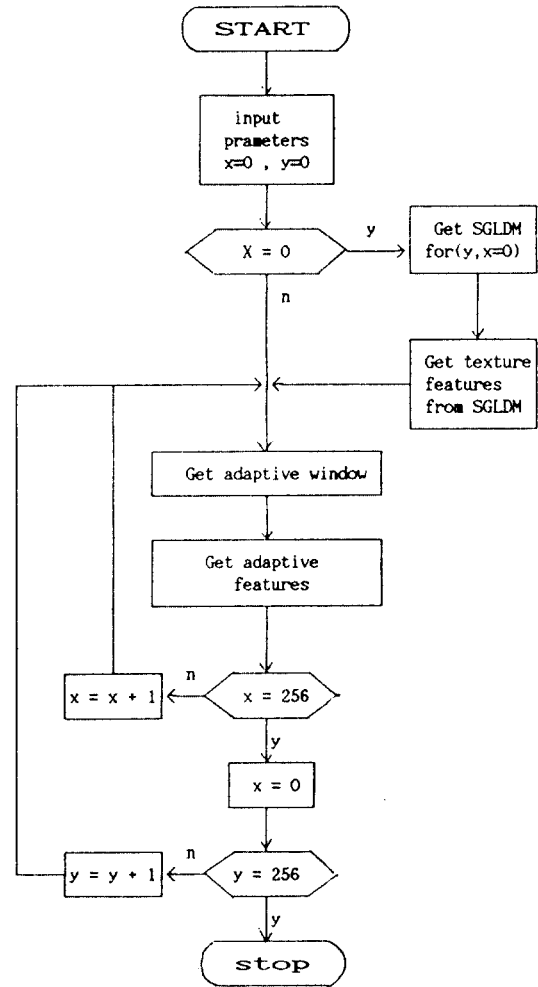
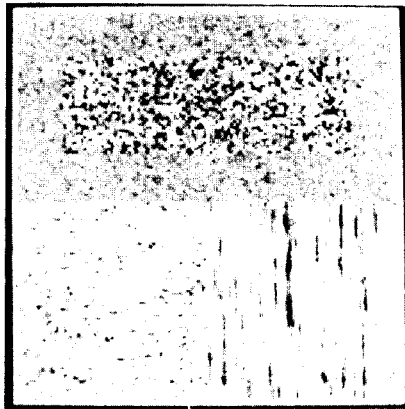
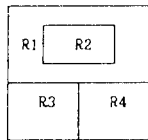


그림 4.1 고속 적응 texture 특징 추출 방법의 흐름도.
Fig. 4.1 The flow chart for extracting fast adaptive texture features(max. row/column of an image=256).

방법으로 추출한 특징 영상이 경계 부분에서 blurring 현상이 감소하였다. 그림 4.3(1)에서 국부적으로 적응된 창틀을 구하기 위해 사용한 문턱값은 모든 특징에 대하여 최소 창틀내의 평균값을 사용하였는데, 평균의 경우는 25이며 분산의 경우는 20으로 하였다. 그림 4.3(2)의 상관계수의 경우는 수평방향과 수직방향의 상관계수를 표시한 것인데 수직방향의 경우 경계의 blurring 현상이 감소하지 않았으며 고속 적응 방법이 균



(a) 원 영상

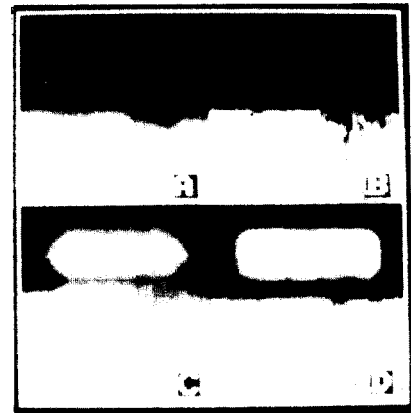


| feat. reg. | mean | standard deviation | correlation coefficient |
|------------|------|--------------------|-------------------------|
| R1 | 120 | 10 | 0 |
| R2 | 120 | 30 | 0 |
| R3 | 150 | 30 | 0.3(hori.) |
| R4 | 150 | 30 | 0.8(vert.) |

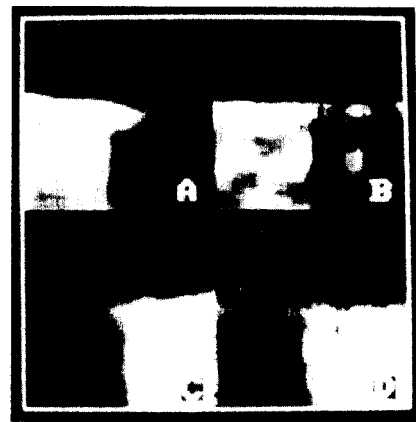
(b) 통계특성

그림 4.2 원 영상과 통계특성
Fig 4.2 Original(artificial) image and its statistics.

일 영역내에서 특징의 변화가 비교적 크다. 그림 4.3(2)에서 적응 창틀을 구하기 위해 사용한 문턱값은 수평, 수직 상관계수 각각의 경우에 모두 10으로 하였다. 그림 4.4(1)의 에너지와 엔트로피의 경우 고속 적응 방법이 경계선 부분에서 blurring 현상이 감소하였음을 알 수 있다. 그러나 고속 적응 방법이 균일 영역내에서 특징의 변화가 더크음을 알 수 있다. 이때 사용한 문턱값은 에너지와 엔트로피 모두 30으로 하였다. 마지막으로 그림 4.4(2)의 contrast와 균일도의 경우 고속 적응 방법으로 추출한 경우가 경계부분에서 blurring 감소하였으며 또 균일 영역내에서도 비교적 특징의 변화가 작게되었다. 그림 4.4(2)의 경우 적응 창틀을 구하기 위해 사용한 문턱값은 contrast의 경우는 100이며 균일도인 경우는 300



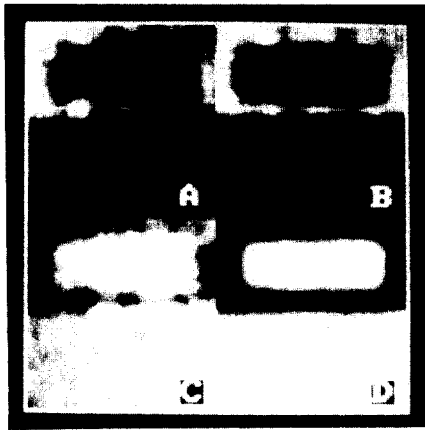
(1) mean and variance



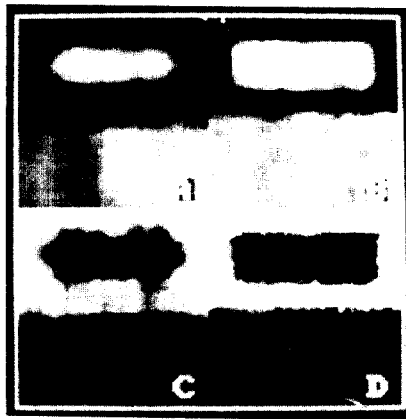
(2) correlation

그림 4.3 평균, 분산 그리고 상관계수
(최소 창틀 크기 8×8, 최대 창틀 크기 32×32, d = 1, $\theta = 0^\circ$)
(1a) 평균(고속) (1b) 분산(고속 적응)
(1c) 분산(고속) (1d) 분산(고속 적응)
(2a) 상관계수(고속, $\theta = 0^\circ$)
(2b) 상관계수(고속 적응, $\theta = 0^\circ$)
(2c) 상관계수(고속, $\theta = 90^\circ$)
(2d) 상관계수(고속 적응, $\theta = 90^\circ$)

Fig 4.3 Mean, Variance and correlation
(minimum window size 8×8, maximum window size 32×32, d = 1, $\theta = 0^\circ$)
(1a) mean by fast method
(1b) mean by fast and adaptive method
(1c) variance by fast method
(1d) variance by fast and adaptive method
(2a) correlation for $\theta = 0^\circ$ by fast method
(2b) correlation for $\theta = 0^\circ$ by fast and adaptive method
(2c) correlation for $\theta = 90^\circ$ by fast method
(2d) correlation for $\theta = 90^\circ$ by fast and adaptive method.



(1)energy and entropy



(2)contrast and homogeneity

그림 4.4 에너지, 엔트로피, contrast 그리고 균일도
 (1a) 에너지(고속)(1b)에너지(고속 적용)
 (1c) 엔트로피(고속)
 (1d)엔트로피(고속 적용)
 (2a)contrast(고속)
 (2b):contrast(고속 적용)
 (2c) 균일도(고속)(2d) 균일도(고속 적용)

Fig 4.4 Energy, entropy, contrast and homogeneity
 (minimum window size 8×8, maximum window size 32×32, d=1, $\theta=0^\circ$)

- (1a) energy fast method
- (1b) energy by fast and adaptive method
- (1c) entropy by fast method
- (1d) entropy by fast and adaptive method
- (2a) contrast by fast method
- (2b) contrast by fast and adaptive method
- (2c) homogeneity by fast method
- (2d) homogeneity by fast and adaptive method.

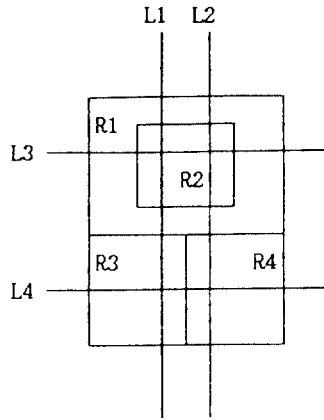
으로 하였다.

그리고 경계선 부분의 blurring 현상과 균일 영역내의 특징값의 변화를 그림 4.5과 표 2에 표시하였다. 그림 4.5(a)는 경계선 부분에서 blurring 현상의 변화를 보기 위하여 특징 영상을 4개의 선(L1, L2, L3, L4)으로 cutting하기 위한 선을 표시한 것이다. 그리고 그림 4.5의 나머지는 각 특징에 대하여 두개의 cutting 선에 따라 얻은 특징의 단면값이다. 실험 결과 제안된 방법이 기존의 방법과 비교하여 경계선 부분에서 blurring 현상이 감소하였음을 알수 있었다. 그러나 균일 영역내에서는 특징의 변화는 표 2에 나타내었는데 영역에 따라 차이가 있으나, 기존 방법과 비교하여 크게 되었는데 이 문제를 해결하기 위한 연구가 더 필요하다. 영역에 따라 차이가 나는 것은 인공 영상을 만들 때 사용한 표준 패턴을 이용하여 각 영역의 표준 편차를 계산하였기 때문에 경계 부분에서 발생하는 blurring을 고려하지 않았기 때문이다.

표 2. Texture 영역(R1, R2, R3, R4)에 대한 각 특징의 표준 편차

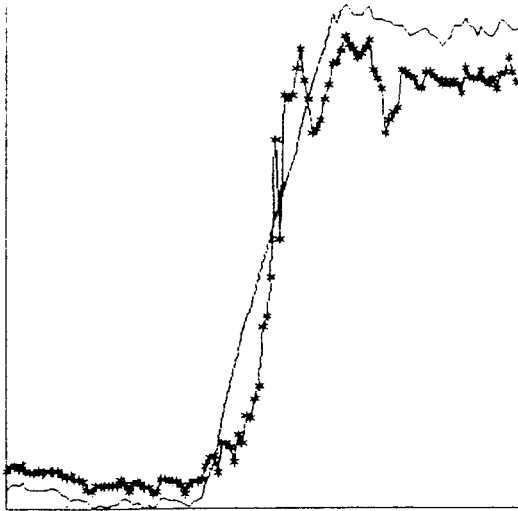
Table 2. The standard deviation of texture features for each region.

| 특징영역 | R1 | | R2 | | R3 | | R4 | |
|----------|----|----|----|----|----|----|----|----|
| | 기준 | 제안 | 기준 | 제안 | 기준 | 제안 | 기준 | 제안 |
| 평균 | 30 | 16 | 9 | 9 | 34 | 26 | 34 | 36 |
| 분산 | 57 | 28 | 30 | 31 | 18 | 17 | 22 | 35 |
| 상관계수(0) | 53 | 42 | 14 | 15 | 29 | 22 | 41 | 38 |
| 상관계수(90) | 52 | 14 | 10 | 7 | 35 | 21 | 29 | 35 |
| 에너지 | 54 | 56 | 28 | 29 | 13 | 12 | 12 | 14 |
| 엔트로피 | 55 | 51 | 33 | 36 | 18 | 22 | 19 | 21 |
| contrast | 31 | 14 | 32 | 21 | 23 | 16 | 40 | 39 |
| 균일도 | 34 | 31 | 37 | 31 | 32 | 23 | 31 | 28 |

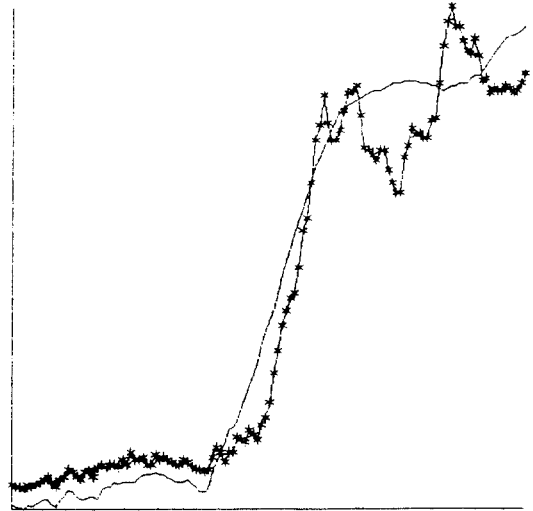


L1: (y, 48) for $0 \leq y \leq 255$
 L2: (y, 80) for $0 \leq y \leq 255$
 L3: (32, x) for $0 \leq x \leq 255$
 L4: (98, x) for $0 \leq x \leq 255$

(a) 4 cutting line



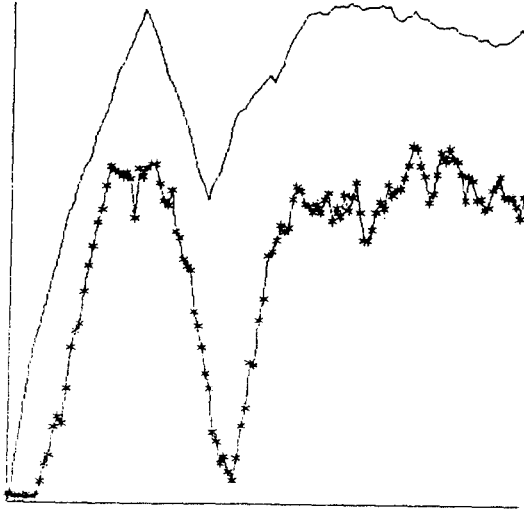
(b) 평균(L1 line)



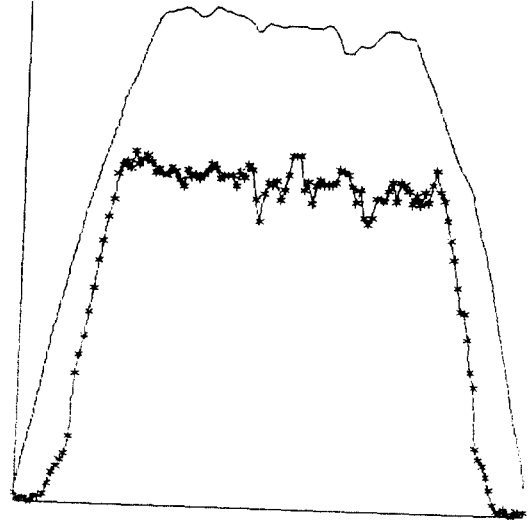
(c) 평균(L2 line)

그림 4.5 특징 영상의 단면도
 Fig 4.5 The cutting line of feature image .

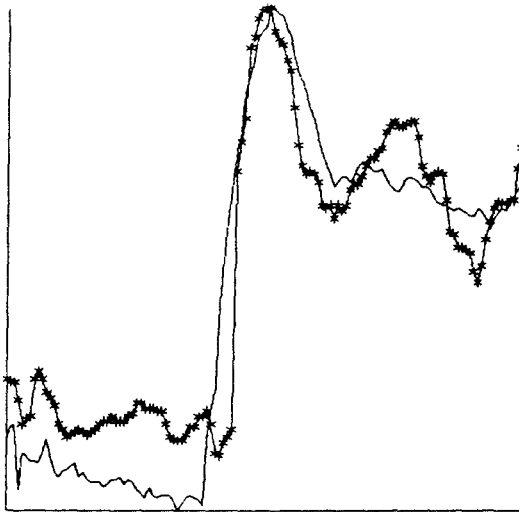
***** 제안방법
 ————— 기존방법



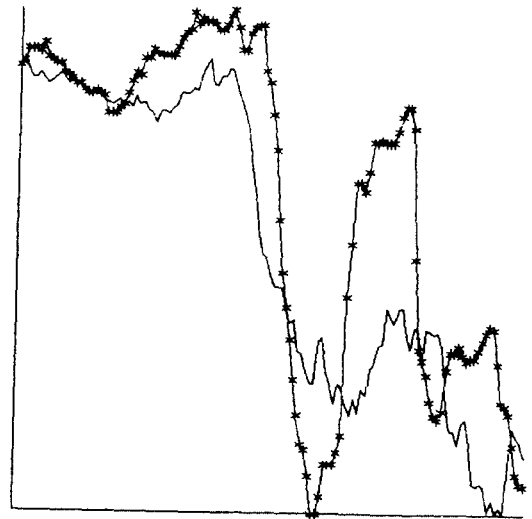
(d) 분산(L1 line)



(e) 분산(L3 line)

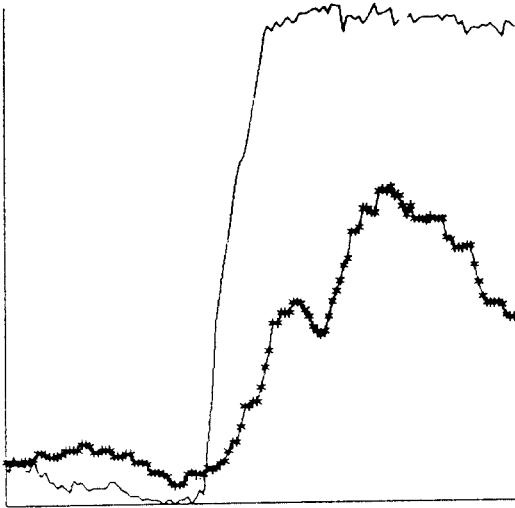


(f) 상관계수(0° , L1 line)

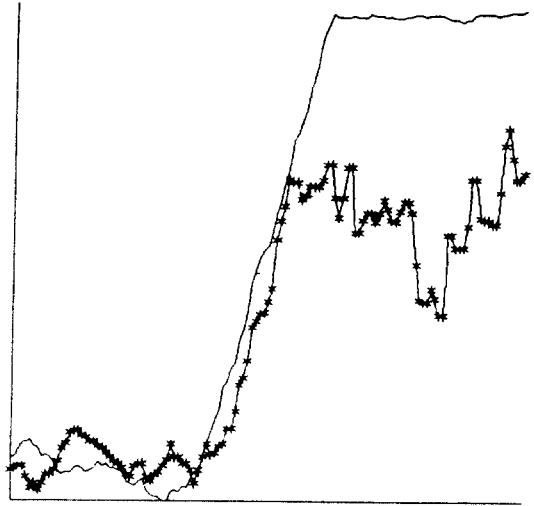


(g) 상관계수(0° , L4 line)

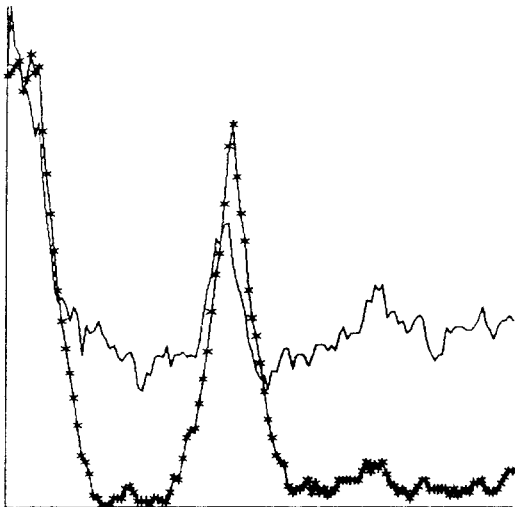
그림 4.5 계속
Fig 4.5 continue.



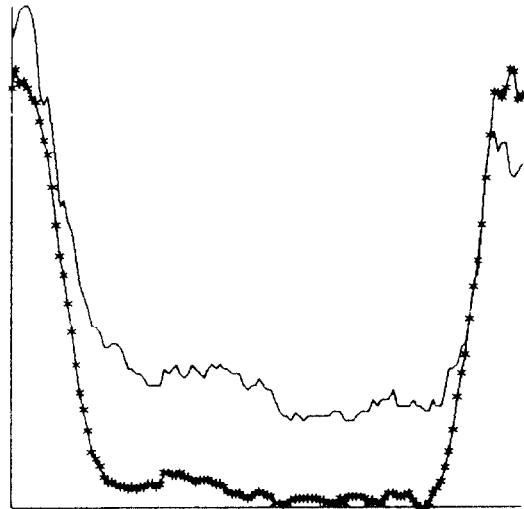
(h) 상관계수(90°, L2 line)



(i) 상관계수(90°, L4 line)

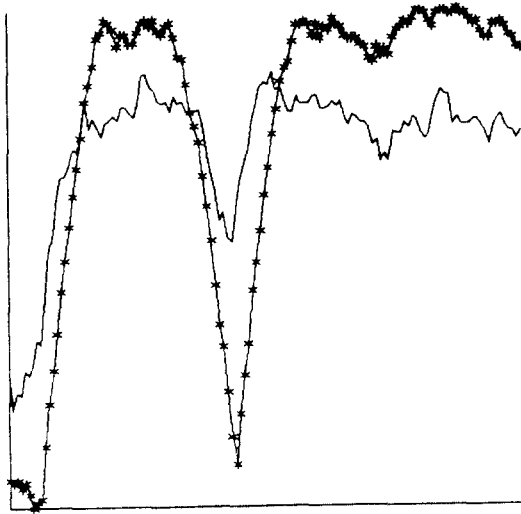


(j) 에너지(L1 line)

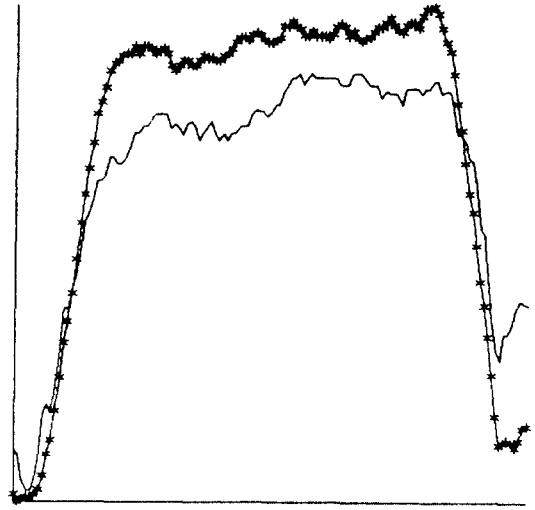


(k) 에너지(L3 line)

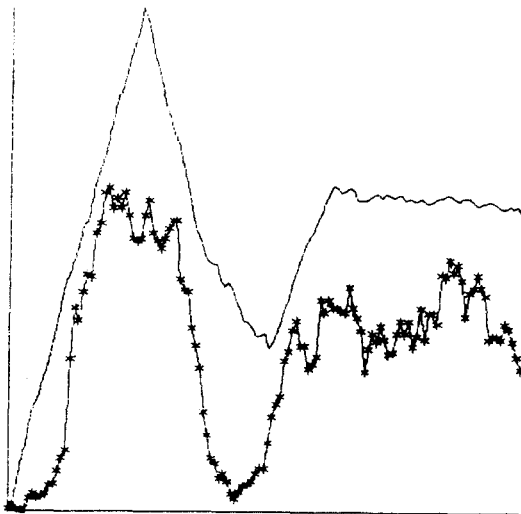
그림 4.5 계속
Fig 4.5 continue.



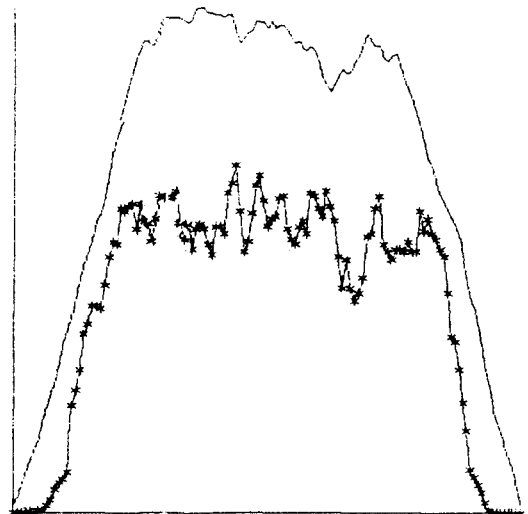
(l) 엔트로피 (L1 line)



(m) 엔트로피 (L3 line)

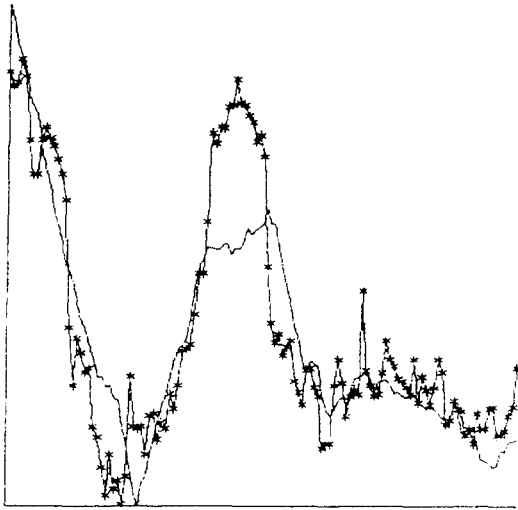


(n) contrast (L1 line)

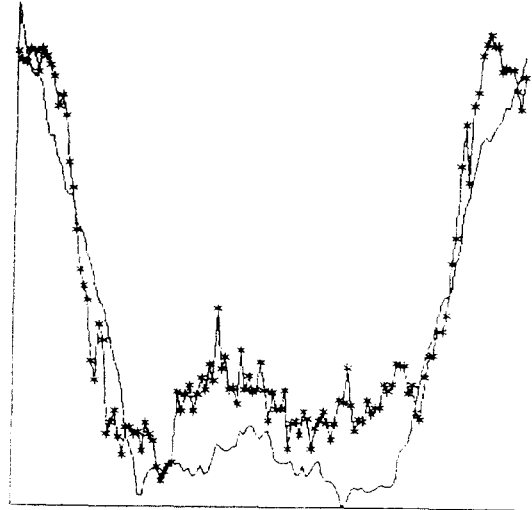


(o) contrast (L3 line)

그림 4.5 계속
Fig 4.5 continue.



(p) 균일도(L1 line)



(q) 균일도(L3 line)

그림 4.5 계속
Fig 4.5 continue.

V. 결 론

본 논문에서는 texture 영상을 분할하기 위한 효과적인 특징 추출 방법을 제안하였다. 먼저 기존의 통계적인 texture 특징추출 방법에 대하여 간단하게 고찰하였으며 SGLDM을 계산하는 방법과 이로 부터 특징을 추출하는 방법에 대하여 논하였다. 그리고 기존의 방법의 문제점을 기술하였으며 이를 해결하기 위하여 특징을 추출하기 위한 반복 계산식을 유도하였다. 그리고 기존의 방법에서 문제점 중 하나인 texture 영역의 경계선 부분에서 blurring 발생 현상을 해결하기 위하여 국부적으로 적응되는 알고리즘을 제안하였다. 그리고 제안된 방법의 성능을 평가하기 위하여 기존의 방법과 제안된 방법을 컴퓨터 시뮬레이션으로 비교하였으며 그 결과 제안된 방법이 기존의 방법에 비교하여 경계선 부분에서 비교적 정확한 결과를 얻을 수 있었다.

앞으로 더 연구되어야 할 부분은 제안된 방법

으로 추출된 특징들을 이용하여 texture 영상을 분할하는 방법에 대한 연구가 더 필요하며 현재 진행중이다.

VI. 참 고 문 헌

1. D.H.Ballard, C. M. Brown, "Computer Vision", Prentice Hall, Inc., 1982.
2. A.Rosenfeld and A.C.Kak, "Digital Picture Processing", 2nd edition, Academic Press, 1982.
3. R.C.Gonzalez and P.Wintz, "Digital Image Processing", Addison Wesley, Inc. 1977.
4. K.S.Fu and J.K.Mui, "A survey of image segmentation", Pattern Recognition, Vol.13, 3 16, 1981.
5. R.M.Haralick, "Statistical and Structural Approaches to Texture Proceedings of the IEEE," Vol 67, No 5, May, 1979.
6. L.V.Gool, P.Dewawitw and A.Oosterlinck, "SURVEY: Texture Analysis Anno 1983", Comput. Vision, Graph, and Image Processing, 29, 336 357,

- 1985.
7. B.Julesz, "Visual Pattern Discrimination", IRE Trans. Inform. Theory, Vol. 1T-8, No. 1, 84-92, Feb. 1962.
 8. R.W.Conners and C.A.Harlow, "A Theoretical Comparison of Texture Algorithms", IEEE, Trans. on Pattern Analysis and Machine Intell. Vol. PAMI-2, No3, 204-222, May. 1980.
 9. J.S.Weszka, C.R.Dyer and A.Rosenfeld, "A Comparative Study of Texture Measures for Terriar Classification", IEEE Trans. on System, Man, and Cyber. SMC-6, No4, 269-285, April. 1976.
 10. S.K.Pal and N.R.Pal, "Segmentation Based on Measures of Contrast, Homogeneity and Region Size", IEEE Trans. on System, Man, and Cyber, Vol.SMC-17, No5, 857-868, Sept /Oct., 1987.
 11. X.Michel, R.Leonardi and A.Gersho, "Unsupervised Segmentation of Texture Images", SPIE Vol.1001, 582-590, 1988.
 12. F.M.Vilnrotter et al, "Structural Analysis of Natural Textures", IEEE, Trans. on Pattern Analysis and Machine Intell. Vol.PAMI-8, No1, Jan. 76-90, 1986.
 13. C.W.Therrien, T.F.Quatieri and D.E.Dudgeon, "Statistical Model-Based Algorithms for Image Analysis", Proceeding of IEEE Vol.74, No4, 532-550, April. 1986.
 14. A.K.Jain, "Advances in Mathematical Models for Image processing", Proceeding of IEEE, Vol 69, No 5, 502-527, May.1981.
 15. J.M.Keller and S.Chen, "Texture Description and Segmentation through Fractal Geometry", Comput. Vision, Graph. and Image process, 45, 50-166, 1989.
 16. R.M.Haralick, K.Shanmugam and I.Dinstein, "Textural Features for Image Classification", IEEE Trans. on System, Man, and Cyber.SMC-3, 610-621, Nov. 1973.
 17. P.Cohen, C.T.Ledinh and V.Lacasse, "Classification of Natural Textures by Means of Two-Dimensional Orthogonal Masks", IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Process. Vol 37, No 1, 125-128 Jan. 1989.
 18. P.C.Chen and T.Pavlidis, "Segmentation by Texture Using Correlation", IEEE, Trans. on Pattern Analysis and Machine Intell. Vol. PAMI-5, No.1, 389-394, Jan.1983.
 19. R.W.Conners, M.M.Trivedi and C.A Harlow, "Segmentation of a High-Resolution Urban Scene Using Texture Operators", Comput. Vision, Graph. and Image process, 25 273-310, 1984.



李廷換(Jung Hwan LEE) 正會員
 1961年 4月 17日生
 1984년 2월 : 경북대학교 전자공학과 졸업
 1986년 2월 : 한국과학기술원 전기및 전자공학과(석사학위취득)
 1986년 3월~現在 : 한국과학기술원 전기및 전자공학과 박사과정 재학중

1990년 3월~현재 : 안동대학 컴퓨터공학과
 주관심분야 : 컴퓨터비전, 영상처리등임



金聖大(Seong Dae KIM) 正會員
 1953年 12月 26日生
 1977年 2月 : 서울대학교 電子工學科 學士學位取得
 1979年 2月 : 韓國科學技術院 電氣 및 電子工學科 碩士學位取得
 1983年 12月 : E.N.S.E.E.I.H.T 博士學位取得

1984年 9月~現在 : 韓國科學技術院 電氣 및 電子工學科 助教授

主關心分野 : 영상인식, 영상부호화 및 영상처리 3차원물체인식, 이동물체추적 등임.