

조건부 1차원 히스토그램을 이용한 Texture 영상 분할

(A Segmentation Technique of Textured Images
Using Conditional 1-D Histograms)

梁 炯 烈*, 李 廷 煥**, 金 聖 大***

(Hyeong Yeol Yang, Jeong Hwan Lee, and Seong Dae Kim)

要 約

본 논문에서는 조건부 1차원 히스토그램을 이용하여 효과적으로 texture 영상을 분할하는 알고리즘을 제안하였다. 제안 방법은 다차원 특징 공간상의 히스토그램을 각 특징축으로 투영시켜서 얻은 조건부 1차원 히스토그램에 대하여 피크 밸리 검출 방법을 반복 적용하여 각 클러스터를 분리함으로써 영상내에 존재하는 균일 영역을 분할하는 방식이다. 제안 방법은 다차원 히스토그램을 직접 이용하는 방법에 비해 사용되는 memory 양과 계산 시간이 적게 소요된다. 그리고 인공 texture 영상과 자연 texture 영상에 대하여 제안 방법을 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 하였으며, 좋은 결과를 얻었다.

Abstract

This paper describes an efficient method of texture image segmentation based on conditional 1-dimensional histograms. We consider the multi-dimensional histogram, and it is projected into each axis in order to obtain conditional 1-dimensional histograms. And we extract uniform regions by iteratively applying the peak-valley detection method to conditional 1-dimensional histograms. In view of the amount of memory and computation time, the proposed method is superior to the conventional method which uses the multi-dimensional histogram. By applying the proposed method to the artificial and natural texture images some desirable results are obtained.

I. 서 론

영상 분할은 카메라, X-선, 초음파와 같은 영상 신호원으로 부터 얻어진 영상을 해석하고 인식하기 위한 여러 과정 중에서 가장 기본적이며 중요한 단계

이다. 영상 분할에서 사용할 수 있는 특징들은 밝기, texture, 칼라, 깊이정보 그리고 이동속도등이 있으나 그중에서 texture 정보는 매우 중요한 특징이다. 특히 모피, 곡물류 혹은 위성사진 등을 예로 들 수 있는 texture 영상에 있어서 texture 성질은 영상의 해석과 인식을 위한 중요한 특징으로 인식되어 왔다. 그리고 이러한 texture 정보를 이용한 영상 분할의 응용 분야는 항공사진으로부터 곡물의 작황분석, 지하자원탐사 등 여러분야에서 유용하게 사용되고 있다.

Texture는 영상 분할에서 사용될 수 있는 중요한 특징으로 오랫동안 연구되어 왔으나 texture에 관한

*正會員, 韓國電氣通信公社

(Korea Telecommunication Authority)

**正會員, 安東大學校 電子計算機工學科

(Dept. of Computer Science, Andong Univ.)

***正會員, 韓國科學技術院 電氣및 電子工學科

(Dept. of Electrical and Electronics Eng., KAIST)

接受日字: 1989年 3月 7日

모든 속성을 정확히 정의할 수 없기 때문에 실제 영상 분할과정에 많은 어려움이 있다. 이러한 이유로 texture를 묘사하기 위한 많은 특징들이 제안되었고,^[8] 여러가지 texture 영상 분할 방법^[11]이 제안되어 왔다. 기존의 texture 영상의 분할 방법으로는 영역에 기초를 둔 방법,^[2] 경계 검출에 기초한 방법,^[3] 그리고 클러스터링(clustering)을 이용한 방법^[4]을 들 수 있는데 각기 그 나름대로의 장단점들을 갖고 있다.

Texture 영상으로 부터 얻은 여러 특징들을 동시에 고려하여 영상을 분할할 때 다차원 특징 공간 상에서 목표물의 영역이 만드는 클러스터들을 분리함으로써 영상 분할을 할 수 있다. 그러나 인공위성으로 부터 얻은 영상과 같이 특히 데이터량이 많은 영상을 분할할 때 사용되는 다차원 히스토그램을 직접 이용한 클러스터링 방법^[4]은 영상으로 부터 얻어진 특징 벡터들로 다차원 히스토그램을 구성하고 이를 분석하여 클러스터들을 찾아 영상 분할을 수행하는 것이다. 그런데 이 방법은 기존의 클러스터링 방법인 K-means,^[16] ISODATA 알고리즘^[16]들과 비교할때 사전지식, 즉 분할된 영역의 갯수나 클러스터들의 분포에 따른 통계적인 변수 등을 필요로 하지 않는다는 장점이 있지만, 사용되는 특징 벡터의 차원이 증가함에 따라 다차원 히스토그램을 구성하기 위한 메모리량이 증가하고 그에 따라 계산 시간도 증가한다는 부담을 안고 있다.

본 논문에서는 위에서 언급한 문제점들을 해결하기 위하여 칼라 영상 분할에서 제안되어 사용된 조건부 1차원 히스토그램(conditional 1-dimensional histogram)을^[11] 반복적으로 사용하여 texture 영상으로 부터 추출한 다차원 특징 공간상의 히스토그램을 1차원으로 투영시키는 효과로 texture 영상을 분할하는 알고리즘을 제안한다. 본 논문의 구성은 제 1 장 서론에 이어 제 2 장에서 조건부 1차원 히스토그램을 이용한 texture 영상 분할 방법을 설명하고, 제 3 장에서 시뮬레이션 결과 및 검토를 기술하였다. 그리고 마지막으로 제 4 장에서 결론을 맺었다.

II. 조건부 1차원 히스토그램을 이용한 Texture 영상 분할

본 논문에서는 texture 영상을 분할할 때에 기본적으로 특징 공간상의 히스토그램을 이용하고자 한다. 그러나 다차원 히스토그램을 구성하고 분석하는데 따르는 복잡성 때문에 다차원 특징 공간상의 히스토그램을 각 특징축으로 투영시켜서 얻은 조건부 1차원 히스토그램을 사용한다. 조건부 1차원 히스토

그램에서 각 클러스터들은 피크(peak)점과 밸리(valley)점들로 표현할 수 있으므로 본 장에서는 먼저 1차원 히스토그램의 피크 밸리 검출 방법의 이론적 전개를 설명하고, 조건부 1차원 히스토그램에 대하여 논한다. 그리고 이를 이용한 texture 영상 분할을 위하여 제안된 알고리즘에 대하여 기술하고자 한다.

1. 1차원 히스토그램의 피크 밸리 검출 방법의 이론적 전개

히스토그램에서 피크와 밸리를 검출하는 방법은 기본적으로 히스토그램의 잡음성분을 감소시키고 극대점과 극소점을 찾아 피크와 밸리로 결정하는 것으로 대표적인 방법은 smoothing 방법,^[13] syntactic 접근 방법,^[14] difference 연산자를 사용하는 방법^[15]등이 있다. 그러나 이들 방법은 계산 시간이 많이 소요되는 단점이 있다. 본 논문에서는 계산이 비교적 간단한 최대임계피크밸리(maximum critical peak valley) 집합 검출 방법을 사용하였는데 이의 이론적 전개는 다음과 같다.

(1) 여러가지 형태의 피크와 밸리

일반적으로 1차원 히스토그램 $\{h(n)\}$ 은 다음과 같은 유한한 길이와 유한한 값을 가지는 수열로서 표현할 수 있다.

- (i) $h(n) \geq 0$
- (ii) $h(n) < \infty$
- (iii) $h(n) = 0 (n < 0 \text{ 혹은 } n > N_g \text{인 정수})$

여기서 N_g 는 최대 양자화 레벨이다.

이러한 1차원 히스토그램에서 일반적으로 피크라 함은 인접한 주위의 화소값보다 대체로 빈도수가 높은 화소값을 의미하고, 주위의 화소값 보다 대체로 빈도수가 낮은 화소값을 밸리라고 한다. 이러한 피크와 밸리를 본 논문에서는 원시피크, 원시밸리라는 용어를 사용하여 표현하기로 한다. 어떤 임의의 1차원 히스토그램 $\{h(n)\}$ 이 주어졌을때 원시피크와 밸리를 검출해내기 위한 함수 $G_n(n)$ 을 원시피크밸리 검출함수라고 명명하고 다음과 같이 정의한다.

[정의 1] 원시피크밸리 검출 함수 $\{G_n(n)\}$

- (i) 만약 $h(n-1) < h(n) \geq h(n+1)$ 이거나 $h(n-1) \leq h(n) > h(n+1)$ 이면 화소값 n 을 원시피크라고 하고 $G_n(n) = 1$ 이다.
- (ii) 만약 $h(n-1) > h(n) \leq h(n+1)$ 이거나 $h(n-1) \geq h(n) < h(n+1)$ 이면 화소값 n 을 원시밸리라고 하고 $G_n(n) = -1$ 이다.
- (iii) 위의 두가지 중 어느쪽에도 해당되지 않는 화소값 n 에 대한 $G_n(n)$ 의 값은 0이다.

$G_h(n)$ 의 값이 0이 아닌 정수들 즉 원시피크와 원시밸리들이 크기순으로 배열된 집합을 원시피크밸리 집합이라고 명명하고 PPVS[h]라 표시한다. 이때 PPVS[h]는 다음과 같은 성질들을 가진다.

[정리 1] PPVS[h]의 원소들 중에서 어떠한 3개의 연속된 원소 r_i, r_{i+1}, r_{i+2} 에 대하여도 $G_h(\cdot)$ 의 값이 같지 않다.

[정리 2] PPVS[h]의 원소들 중에서 2개의 연속된 원소 r_i, r_{i+1} 에 대한 $G_h(\cdot)$ 의 값이 같을 수 있다. 이때 r_i 와 r_{i+1} 에서의 히스토그램값 $h(r_i)$ 와 $h(r_{i+1})$ 은 같고, r_i 와 r_{i+1} 사이에 존재하는 어떠한 정수 n 에 대해서도 $h(r_i) = h(n)$ 이 성립된다.

[정리 3] PPVS[h]의 첫원소와 마지막 원소를 r_1, r_M 이라고 하면 반드시 $G_h(r_1) = G_h(r_M) = -1$ 이 되고, $h(r_1) = h(r_M) = 0$ 이다.

(정리2)는 PPVS[h]에서 연속된 두개의 원소에 대한 $G_h(\cdot)$ 값이 같을 경우 두원소 사이에서의 히스토그램값 $h(\cdot)$ 가 일정하다는 것을 의미하며, 그 두 원소는 한개의 피크 혹은 밸리의 양끝을 나타낸다. PPVS[h]에서 이러한 원소쌍 r_i, r_{i+1} 을 제거하고 그 대신 $[\frac{r_i+r_{i+1}}{2}]$ 를 추가하여 만든 새로운 정수들의 집합을 중간피크밸리집합이라고 하고 IPVS[h]라고 표시한다. 여기서 $[x]$ 라 함은 x 를 넘지않는 정수를 의미한다. IPVS[h]의 원소의 갯수는 반드시 홀수가 되며, 홀수번째 원소는 중간밸리, 짝수번째 원소는 중간피크라고 명명한다. 이때 밸리와 피크라는 용어를 사용한 이유는 실제 파형에서 각각 오목한 부분과 볼록한 부분을 의미하기 때문이다.

이상과 같이 IPVS[h]를 이용하여 히스토그램 $\{h(n)\}$ 의 피크와 밸리들을 검출할 수 있지만 이러한 것들 중에는 잡음에 의한 리플이라고 생각할 수 있을 정도로 미미한 피크와 밸리들이 존재할 수 있다. 보다 의미있는 피크란 주위의 밸리보다 히스토그램값이 충분히 커야 한다. 이와 같은 히스토그램을 구하기 위하여 먼저 다음과 같은 임계피크 밸리집합이란 개념을 도입한다.

[정의 2] 임계피크밸리집합 CPVS[h]

CPVS[h]는 IPVS[h]의 부분집합으로서 다음과 같은 조건을 만족한다.

- (i) 원소의 갯수는 홀수이며 IPVS[h]의 첫원소와 마지막 원소를 포함한다.
- (ii) 짝수 번째의 원소에 대한 히스토그램값 $h(2m)$ 은 인접한 홀수번째 원소에 대한 히스토그램값 $h(2m-1)$ 과 $h(2m$

+1)의 $\alpha (\alpha > 1)$ 배보다 항상 크다.

- (iii) c_i, c_{i+1} 가 연속한 두개의 원소라면 $\min(h(c_i), h(c_{i+1})) < h(n) < \max(h(c_i), h(c_{i+1}))$ for $n \in [c_i, c_{i+1}]$

이와 같이 정의되는 CPVS[h]의 원소중에서 홀수 번째 원소를 임계밸리, 짝수번째 원소를 임계피크라고 한다. CPVS[h]는 IPVS[h]나 PPVS[h]와는 달리 유일하지 않다. $\{h(n)\}$ 이 주어졌을 때 CPVS[h]들 중에서 그 원소의 갯수가 가장 많은 것을 MCPVS[h]라 표시하고 최대임계피크밸리집합이라고 명명한다. MCPVS[h]도 반드시 유일하지는 않지만 어떠한 조건을 만족하기만 하면 유일하게 된다. MCPVS[h]는 다음과 같은 여러가지 유용한 성질들을 가지고 있다.

[정리 4] MCPVS[h] M의 원소중에서 인접한 두원소 m_{2i}, m_{2i+1} 에 대하여 이 MCPVS[h]와는 다른 CPVS[h] C의 한 짝수번째 원소 c_{2k} 가 $c_{2k} \in [m_{2i}, m_{2i+1}]$ 이라면 c_{2k-1} 은 반드시 m_{2i} 보다 작고, $h(C_{2k}) = h(m_{2i})$ 이 된다.

[정리 5] MCPVS[h] M의 원소중에서 인접한 두원소 m_{2i}, m_{2i+1} 에 대하여 어떤 다른 CPVS[h] C의 한 홀수번째 원소 c_{2k-1} 이 $c_{2k-1} \in [m_{2i}, m_{2i+1}]$ 이라면 c_{2k} 는 반드시 m_{2i+1} 보다 크고, $h(c_{2k-1}) = h(m_{2i+1})$ 이 된다.

[정리 6] 만약에 서로 다른 두개의 MCPVS[h]가 존재하여 M, N이라고 하자. m_{2i-1} 와 m_{2i+1} 사이에 N의 짝수번째 원소가 두개이상 존재할 수 없고 m_{2i} 과 m_{2i+2} 사이에 N의 홀수번째 원소들이 두개이상 존재할 수 없으며 항상 $h(m_i) = h(n_i)$ 이다.

[정리 7] MCPVS[h] M의 연속된 두개의 원소 m_i 와 m_{i+1} 사이에 있는 모든 정수 l들에 대하여 항상 $h(l) \neq h(m_i)$ 이고 $h(l) \neq h(m_{i+1})$ 이면 M은 히스토그램 $\{h(n)\}$ 의 유일한 최대임계피크밸리집합이 된다.

[정리7]은 임의의 히스토그램 $\{h(n)\}$ 이 주어졌을 때 구해진 한개의 최대임계피크밸리집합이 유일한지를 테스트하는데 사용할 수 있을 뿐만 아니라 이로부터 다른 최대임계피크밸리집합도 구하는 데 이용될 수 있다.

본 절에서 기술한 여러가지 정리들에 대한 증명은 참고문헌[1]을 참조하기 바란다.

- (2) 최대임계피크밸리집합(MCPVS[h]) 검출 방법 어떤 1차원 히스토그램 $\{h(n)\}$ 이 주어졌을 때 MCPVS[h]는 반드시 유일하지는 않지만 만약에 여러개가 존재한다면 각 MCPVS[h]의 i번째 원소에서의

$h(\cdot)$ 값은 모두 동일하게 된다. 이때 모든 MCPVS $[h]$ 의 i 번째 원소들 중에서 가장 왼쪽의 것 즉, 자체 값이 가장 작은 것들로 이루어진 MCPVS $[h]$ 가 존재하게 되는데 이것을 LMCPVS $[h]$ 라고 한다. 또 가장 오른쪽 원소들만으로 구성된 MCPVS $[h]$ 도 존재하며 이를 RMCPVS $[h]$ 라 한다. MCPVS $[h]$ 는 IPVS $[h]$ 의 부분집합이기 때문에 IPVS $[h]$ 로부터 MCPVS $[h]$ 의 정의나 성질에 위배되는 원소들을 제거해 나가면 LMCPVS $[h]$ 나 RMCPVS $[h]$ 를 구할 수 있다. 그러나 원시배열에서의 히스토그램 값이 너무 0에 가까울 때는 히스토그램 값이 매우 작은 피크들을 검출할 가능성이 있는데 이러한 점에 따라서는 불합리하기 때문에 본 논문에서는 히스토그램에 일정한 값 β 를 더한 후에 MCPVS $[h]$ 를 검출하였다. 그림 1에 1차원 히스토그램이 주어졌을 때 RMCPVS $[h]$ 와 LMCPVS $[h]$ 를 검출하는 과정을 나타내었다.

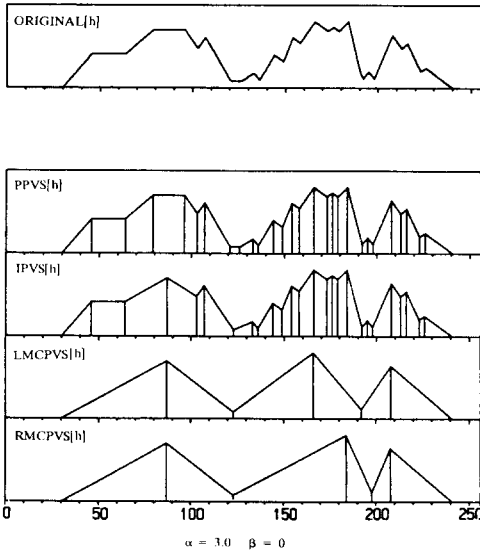


그림 1. 최대임계피크밸리집합 검출 과정
 Fig. 1. The detection procedure of maximum critical peak-valley set. (MCPVS $[h]$)

2. 조건부 1차원 히스토그램

후백 영상에 대하여 1차원 히스토그램을 이용한 영상 분할 방법^[12]은 많이 연구되어져 있다. 그러나 칼라 영상이나 멀티스펙트럴 영상에 대한 분할 또는 분류 문제에서는 사용되는 특징의 수가 증가하기 때문에 많은 메모리양과 계산시간이 소요된다.

본 논문에서 수행하고자 하는 texture 영상 분할도 다차원 특징을 사용하기 때문에 위에서 언급한 문제점들을 갖게 된다. 이를 해결하기 위한 방법으로 다차원 특징 공간상의 히스토그램을 각 특징축에 투영시키는 방법을 생각할 수 있는데 특징 공간상의 클러스터들의 분포나 상호 위치가 복잡한 경우 투영에 따른 정보손실이 있을 수 있다(그림 2의(a)). 그러므로 원래의 다차원 특징 공간상의 정보를 유지하면서 차원을 낮추는 효과를 나타내는 것으로 조건부 1차원 히스토그램을 이용하는 방법이 있는데 이것은 장미이 칼라 영상을 분할할 때 주어진 특징 벡터에 가장 가까운 영역만을 추출하기 위하여 제안된 것으로서 조건부 1차원 히스토그램을 반복적으로 사용하여 원래의 다차원 특징 공간에서 클러스터를 분리하는 것과 같은 효과를 나타낼 수 있다는 것이다.

이 조건부 1차원 히스토그램은 다음과 같이 기술할 수 있다. 먼저 다차원 특징 공간에서 추출해 내하고자 하는 한 개의 클러스터의 문턱값 구간은 두개의 문턱값 벡터인 \bar{t}_L 과 \bar{t}_H 로 정의되며 $[\bar{t}_L, \bar{t}_H]$ 로 표시할 수 있다. 이때 각각의 문턱값 성분인 $t_{L,j}(\cdot)$ 와 $t_{H,j}(\cdot)$ 각 특징 성분에 대한 아래쪽과 윗쪽의 문턱값을 의미한다.

그리고 다차원 히스토그램 $\{h(\bar{X})\}$ 에서 i 번째 특징축에 대한 조건부 1차원 히스토그램은 다음과 같이 정의된다.

$$\{h(x_{i,j} | \bar{t}_L, \bar{t}_H)\} = \int_{R_{j,i}(\bar{t}_L, \bar{t}_H)} \{h(\bar{X})\} dx_{j,1}, \dots, dx_{j,i-1}, dx_{j,i+1}, \dots, dx_{j,d}$$

즉, 특징축 i 에 투영된 조건부 1차원 히스토그램은 d 차원 히스토그램 $\{h(\bar{X})\}$ 를 문턱값 구간 $R_{j,i}(\bar{t}_L, \bar{t}_H)$ 을 적분구간으로 하여 i 번째 특징축을 제외한 모든 특징축에 대해 적분한 것을 의미하며, 적분구간 $R_{j,i}(\bar{t}_L, \bar{t}_H)$ 는 다음과 같다.

$$R_{j,i}(\bar{t}_L, \bar{t}_H) = \{\bar{X} | t_{L,j,i} \leq x_{j,i} \leq t_{H,j,i}, j=1, \dots, i-1, i+1, \dots, d\}$$

그림 2의 (b)는 조건부 1차원 히스토그램의 한 예를 보인 것이다.

3. 제안된 texture 영상 분할 방법

본 절에서는 제안된 texture 영상 분할 방법에 대하여 구체적으로 기술하고자 한다. Texture 영상 분할에 사용될 특징들의 추출 방법 및 종류 등에 대해서는 다음장에서 설명하기로 하고 여기서는 하나의 특징 데이터의 크기가 $P \times P$ 인 d 개의 데이터 화일이 존재할 때 같은 성질을 갖는 texture 영역들을 추출하는 방법에 대하여 설명한다.

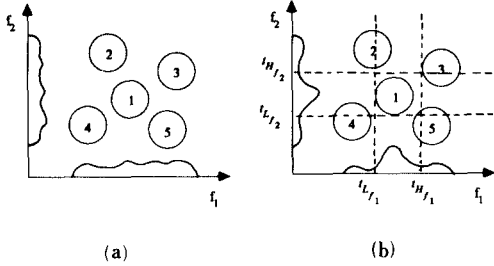


그림 2. 특징 벡터 공간이 2차원일 때 각 축으로 투영한 결과

- (a) 일반적인 1차원 투영
- (b) 조건부 1차원 투영

Fig. 2. The results of projection in the case of 2-D feature vector space.

- (a) general 1-D projection,
- (b) conditional 1-D projection.

먼저 d차원 특징 공간상의 클러스터들을 첫번째 특징축에 투영시켜서 얻은 1차원 히스토그램에 대하여 최대임계피크밸리집합 검출 기법을 이용하여 1차원 히스토그램 상에 투영된 클러스터들의 문턱값 구간(밸리점)들을 구한다. 이와 같이 구한 각 문턱값 구간에 해당하는 클러스터들을 두번째 특징축에 투영시켜서 조건부 1차원 히스토그램을 구성하는데 이 히스토그램은 첫번째 특징이 고려된 조건부 1차원 히스토그램이 된다. 그림 3은 특징 f_1 축으로 투영된 히스토그램에서 한 문턱값 구간에 속하는 클러스터들을 특징 f_2 축으로 투영한 예를 나타낸 것이다. 이 조건부 1차원 히스토그램에 다시 최대임계피크밸리집합 검출 기법을 이용하여 투영된 클러스터들의 문턱

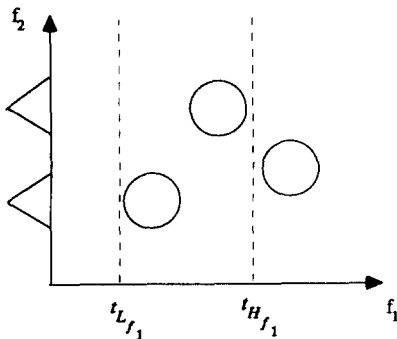


그림 3. 특징 f_1 을 고려하여 특징 f_2 축으로 투영한 예
Fig. 3. An example of projection in case consider feature f_1 .

값 구간들을 구하면, 이것은 첫번째 특징과 두번째 특징이 고려된 것이 된다. 즉 이 문턱값 구간에 해당하는 영역을 추출하면 그 영역은 첫번째 특징과 두번째 특징을 고려한 것이 된다. 이와 같은 방법을 d개의 특징축에 대하여 연속해서 적용하면 d차원 특징 공간상의 히스토그램을 구성한 것과 같은 효과로 영상분할을 수행할 수 있다.

III. 시뮬레이션 결과 및 검토

제안된 알고리즘은 크기가 $256 \times 256 \times 8$ bit인 인공 및 자연 texture 영상들을 사용하여 DG/UX MV 10000 컴퓨터에서 C-언어로 시뮬레이션을 하였다. 본 장에서는 texture 특징 추출과 인공 및 자연 texture 영상에 대하여 시뮬레이션 한 결과를 기술한다.

1. Texture 특징 추출

Texture 영상의 분할이나 분류를 효과적으로 하기 위해서는 먼저 texture 성질을 잘 표현할 수 있는 texture 특징을 추출해야 한다. Texture 정보는 θ 방향으로 d만큼 떨어진 두 화소 사이의 화소 값의 기울기의 분포로 표시할 수 있다. 이는 인간의 시각식별 능력에 대한 실험 결과인 'Julesz conjecture'^[17]에 근거한 것으로 인간의 시각 식별 능력은 2차 확률(2nd order probability)로 구한 통계 특성까지 구별이 가능하고 그 이상의 차수에 의해 구한 통계 특성에 대해서는 구별할 수 없다는 것이다. 즉 1, 2차 확률에 의해 구한 통계 특성까지는 같고 3차 확률로 구한 통계 특성이 서로 다른 두 영상은 구별할 수 없다는 것으로 통계 특성을 구하기 위한 확률 차수가 높을수록 인간의 시각 식별 능력에 큰 영향을 미치지 않음을 알 수 있다. 입력 영상의 2차 확률을 표시하는 방법은 Haralick등^[18]에 의해 제안된 SGLDM (spatial gray level dependence matrix)이 대표적인 방법이고 이로 부터 유용한 특징들을 구할 수 있다. 그러나 SGLDM은 기본적으로 화소가 가질 수 있는 최대 양자화 레벨에 비례하는 2차원 어레이가 필요하며 이 매트릭스를 구하는데 많은 시간이 소요된다. 이 문제를 해결하기 위하여 Unser^[5]는 합과 차의 히스토그램을 이용한 texture 특징 추출 방법을 제안하였다. 즉 창틀 크기가 $K \times L$ 인 영상을 $\{y_{k,l} | 1 \leq k \leq K, 1 \leq l \leq L\}$, $G = \{1, 2, 3, \dots, N_g\}$ 로 표시할 수 있다. 여기서 $y_{k,l}$ 은 화소 (k, l) 의 화소 값, G 는 유한한 양자화 레벨이다. 이때 x 축 방향으로 d_1 , y 축 방향으로 d_2 만큼 떨어진 두 화소에 대한 합과 차의 히스토그램은 다음과 같다.

$$h_s(i; d_1, d_2) = h_s(i) = \#\{ (k, l) \in D, S_{k,l} = y_{k,l} + y_{k+d_1, l+d_2} = i \}$$

$$h_a(j; d_1, d_2) = h_a(j) = \#\{ (k, l) \in D, S_{k,l} = y_{k,l} - y_{k+d_1, l+d_2} = j \}$$

여기서 D는 texture 영상의 부분집합이며 #는 원소 갯수를 의미한다. 그리고 히스토그램 원소의 총 갯수를 N이라 하면

$$N = \sum_{i=2}^{2N_g} h_s(i) = \sum_{j=-N_g+1}^{N_g-1} h_a(j)$$

이고, 정규화된 합과 차의 히스토그램은

$$P_s(i) = h_s(i) / N, \quad i = 2, 3, \dots, 2N_g$$

$$P_a(j) = h_a(j) / N, \quad j = -N_g + 1, \dots, N_g - 1$$

로 표현된다. 그리고 합과 차의 히스토그램으로 부터 구할 수 있는 texture 특징들은 평균, 분산, 상관계수, 에너지, 엔트로피, contrast등^[5]이 있다. 그러나 본 논문에서는 ‘Julesz conjecture’^[17]에 근거하여 평균, 분산 그리고 상관계수 만을 사용하였으며, 조건부 1차원 히스토그램을 구성하기 위한 특징 선택 순서를 평균, 분산, 상관계수 순으로 하였다.

- (i) 평균 : $f_1 = (1/2) \sum_{i=2}^{2N_g} ip_s(i)$
- (ii) 분산 : $f_2 = (1/2) [\sum_{i=2}^{2N_g} (i-2f_1)^2 p_s(i) + \sum_{j=-N_g+1}^{N_g-1} j^2 p_a(j)]$
- (iii) 상관계수 : $f_3 = (1/2) [\sum_{i=2}^{2N_g} (i-2f_1)^2 p_s(i) - \sum_{j=-N_g+1}^{N_g-1} j^2 p_a(j)]$

여기서 상관계수는 d_1 과 d_2 를 변화시키면서 수평, 수직, 대각선 방향의 상관계수를 구할 수 있다.

Texture는 기본적으로 한 화소만으로는 의미가 없으며 몇 개의 서로 이웃하는 화소들의 성질로 표현되므로 임의의 한 화소에 대하여 texture 특징들을 구할 때는 창틀의 크기를 고려해야 한다. 창틀 크기를 작게하면 창틀내의 원소 갯수가 작아지므로 불안정한 특징값이 구해지며, 반대로 창틀 크기를 크게 하면 안정된 특징값을 구할 수 있지만 서로 다른 영역의 경계 부분에 blurring된 특징값을 얻게 된다. 이와 같은 이유로 최적인 창틀 크기를 결정하는 것은 대단히 어려우며 기존의 대부분의 방법에서도 크기가 서로 다른 여러개의 창틀을 사용하여 실험적으로 창틀 크기를 결정한다.^{[9][10]} 영상 분할을 위해서는 모든 화소에 대해 다차원 특징을 구해야하므로 창틀을 스캐닝하면서 창틀의 중심화소에 대한 특징을 계산한다. 본 논문에서는 특징값을 저장하는 메모리양과 계산 시간을 줄이기 위하여 x축과 y축으로 한 화소씩 건너 뛰는 방식으로 스캐닝하여 한개의 특징화일을 저장하기 위하여 128×128인 메모리가 필요하도록 하였다.

2. 인공 texture 영상에 대한 시물레이션 결과
본 절에서는 autoregressive 모델로 인공적으로 합성한 영상에 대하여 제안한 알고리즘을 적용하여 시물레이션 한 과정을 각 단계별로 설명하였고 그 결과를 기술하였다. 인공 texture 영상을 합성할 때 사용한 통계 특성은 그림 4의 (b)와 그림 6의(c)에 나타내었다. 그리고 각 특징축의 값은 원 영상으로부터 구한 특징값을 10에서 265사이로 정규화 하여 사용하였다.

인공 texture 영상인 그림 4의 (a)는 평균, 분산 그리고 상관계수를 이용하여 합성한 것으로 이 영상을 분할하기 위한 texture 특징은 평균, 분산 그리고 수평방향의 상관계수를 사용하였으며, 합과 차의 히스토그램을 이용하여 크기가 128×128인 3개의 특징대이타 화일을 구했다. 본 논문에서 제안한 알고리즘에 이 특징들을 사용하여 영상을 분할하는 과정을 그림 5의 (No. 1)부터 (No. 6)까지 나타내었고 영상 분할된 결과는 그림 4의(d)에 제시하였다. 그리고 그림 4의 각 과정에 대응 되는 조건부 1차원 히스토그램을 표시하였으며, 사용한 창틀 크기는 16×16이다.

그림 5의 (No. 1)은 평균(f_1)을 특징축으로 하여 전체 영상을 투영하여 얻은 1차원 히스토그램이며, 2개의 클러스터로 나누어짐을 보이고있다. 평균만으로 분할된 결과는 그림 4의(d)의 좌측 상단에 나타났으며 각 클러스터의 문턱값 구간은 [12, 77]와 [78, 266]이다.

(No2)는 위(No1)에서 평균(f_1)을 특징축으로 하여 구한 문턱값 구간중에서 [12, 77]에 해당하는 화소에 대하여 분산(f_2)을 특징축으로 하여 구한 조건부 1차원 히스토그램이다. 여기서는 문턱값 구간 [9, 60]와 [61, 266]의 두 클러스터로 나누어진다($h(x_{r_2} | 12 \leq f_1 \leq 77)$).

(No3)에서는 (No1)에서 구한 문턱값 구간[78, 266] 사이에 해당하는 화소들에 대하여 분산(f_2)을 특징축으로 하여 구한 조건부 1차원 히스토그램으로 문턱값 구간이 [41, 266]인 한개의 클러스터만 추출되었다($h(x_{r_2} | 78 \leq f_1 \leq 266)$). 그리고 (No2)와 (No3)에서 영상 분할된 결과는 그림 4의 (d)의 우측 상단에 나타났고, 이것은 평균(f_1)과 분산(f_2)을 고려해서 영상 분할한 결과이다. 즉 분산(f_2)을 고려함으로써 한 영역이 더 추출되었는데 이는 (No2)에서 두개의 클러스터로 나누어졌기 때문이다.

다음(No4)는 (No2)에서 구한 문턱값 구간 [9, 60]에 해당되는 화소들의 수평방향의 상관계수(f_3)을 특징축으로 하여 조건부 1차원 히스토그램을 구성한 것으로 문턱값 구간이 [30, 68]인 한개의 클러스터를

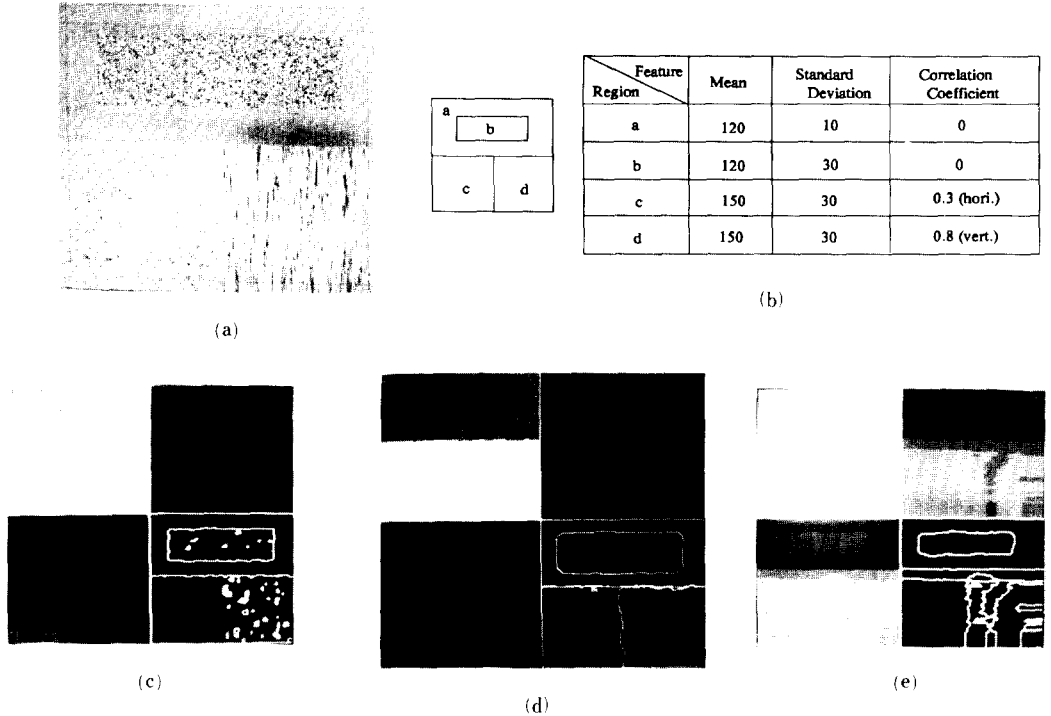


그림 4. 인공 texture영상 I
 (a) 원 영상 (b) (a)의 통계특성
 (c) 분할된 영상(창틀 크기 8×8)
 (d) 분할된 영상(창틀 크기 16×16)
 (e) 분할된 영상(창틀크기 32×32)

Fig. 4. Artificial texture image I.
 (a) original image, (b) statistical characteristics of (a),
 (c) segmented image, (window size 8×8)
 (d) segmented image, (window size 16×16)
 (e) segmented image, (window size 32×32)

나타내고 있다 ($h(x_{r_3} | 9 \leq f_2 \leq 60 \text{ and } 12 < f_1 \leq 77)$).

(No5)는 (No2)에서 구한 두번째 문턱값 구간인 [61, 266]에 해당하는 화소들에 대하여 수평방향의 상관계수 (f_3)를 특징축으로 하여 조건부 1차원 히스토그램을 구성한 것으로 문턱값 구간이 [9, 70]인 한개의 클러스터를 나타낸다 ($h(x_{r_3} | 61 \leq f_2 \leq 266 \text{ and } 12 < f_1 \leq 77)$).

(No6)은 (No3)에서 구한 한계의 문턱값 구간인 [41, 266]에 해당하는 화소들에 대하여 수평방향의 상관계수 (f_3)를 특징축으로 하여 조건부 1차원 히스토그램을 구성한 것으로 문턱값 구간 [55, 115]와 [116, 266]인, 두개의 클러스터가 나타났다 ($h(x_{r_3} | 41 \leq f_2 \leq 266 \text{ and } 78 \leq f_1 \leq 266)$).

이상(No4, 5, 6) 과정은 평균(f_1)과 분산(f_2)을 사용하여 분할된 영역에 대하여 다시 수평방향의 상관계

수(f_3)를 고려한 것으로 최종 영역의 수는 4개가 찾아졌고 그 결과는 그림 4의(d)의 좌측 하단 및 경계 부분만 표시한 우측 하단의 영상으로 표시하였다. 그림 4의(c)와 (e)는 창틀 크기를 각각 8×8, 32×32로 했을때의 분할 결과를 보였는데 창틀 크기가 8×8인 경우에는 상관계수 효과가 크게 나타나지 않아서 상관계수에 의해 분할되는 그림 4의(c)의 좌측 하단에서 영역이 확실하게 나누어지지 않음을 볼 수 있다. 그리고 창틀 크기가 32×32인 경우, 그림 4의 (e)에서 볼 수 있듯이 상관계수 효과는 나타나지만(좌측 하단)분산을 이용하여 분할하는 과정에서(우측 상단) 너무 많은 영역으로 나누어 진다. 따라서 영상에 따라, 또는 사용하는 특징에 따라 창틀 크기가 선택되어야 함을 알 수 있다.

그림 6도 인공적으로 합성한 영상으로 합성할 때

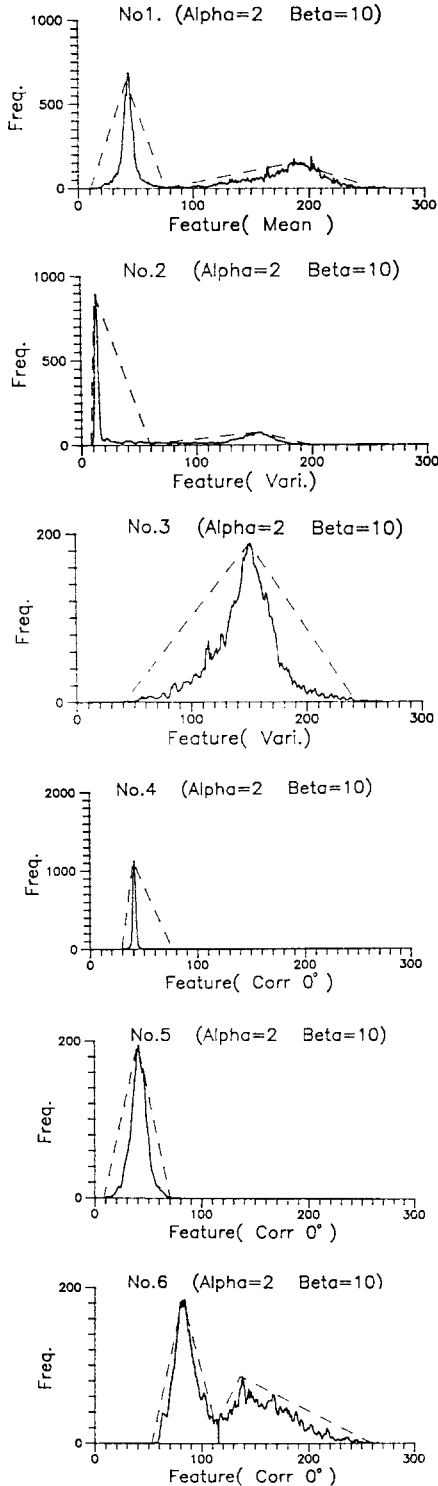
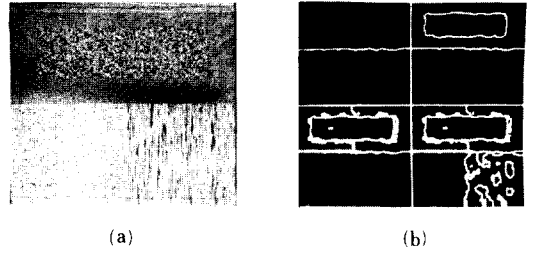


그림 5. 그림 4의 분할 과정
 Fig. 5. The procedure of segmentation for Fig. 4.



Feature Region	Mean	Standard Deviation	Correlation Coefficient
a	120	10	0
b	120	30	0
c	150	30	0.3 (hori.)
d	150	30	0.8 (vert.)
e	120	30	0.7 (diag.)

(c)

그림 6. 인공 texture 영상 II

- (a) 원 영상
- (b) 분할된 영상 (창틀 크기 16×16)
- (c) (a)의 통계 특성

Fig. 6. Artificial texture image II.

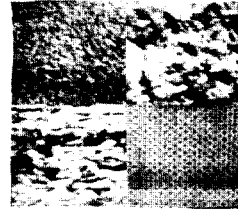
- (a) original image,
- (b) segmented image, (window size 16×16)
- (c) statistical characteristics of (a).

사용한 통계 특성은 그림 6의 (c)와 같으며 대각선 방향의 상관계수를 더 사용하였다. 그림 6을 영상분할하기 위하여 평균, 분산, 수평방향 상관계수 그리고 대각선 방향의 상관계수를 이용하여 영상 분할을 하였으며 그 결과는 그림 6의 (b)에 있다. 그림 6의 (b)의 좌측 상단은 평균을 특징으로 사용하여 2개의 영역으로 분할된 영상이고 우측상단은 분산까지 고려한 결과이다. 그리고 좌측 하단은 대각선 방향의 상관계수까지 고려한 결과이며, 우측 하단은 수평방향의 상관계수가 고려된 최종적인 결과로서 대체적으로 원 영상 그림 6의 (a)에 맞게 분할된 결과를 볼 수 있다. 이 경우 기존의 다차원 히스토그램을 직접 이용하는 클러스터링 방법¹⁴⁾으로 수행한다면 4차원의 히스토그램(4 giga byte의 memory가 필요)을 구성해야 하는데 제안된 알고리즘을 사용함으로써 조건부 1차원 히스토그램을 10회 반복 사용해서 영상 분할을 수행할 수 있었다.

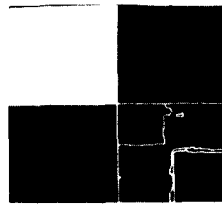
3. 자연 texture 영상에 대한 시뮬레이션 결과
 여기서는 본 논문에서 제안된 알고리즘을 자연 texture 영상에 적용하여 얻은 결과를 기술한다. 그림 7의 (a)는 벚집과 모피의 사진¹⁵⁾을 조합시켜서 만든

것이다. 그림 7의 (a)를 영상 분할하기 위하여 사용된 특징으로는 평균, 분산, 수직방향의 상관계수를 사용하였으며 이들 특징을 추출하기 위한 창틀 크기는 그림 7의 (b)를 16×16 으로 하고 그림 7의 (c)는 24×24 로 하였다. 그림 7의 (b) 좌측 상단은 평균만으로 분할한 결과인데 원 영상에 있는 두 영역을 분할하지 못함을 알 수 있다. 그림 7의 (b) 우측 상단은 분산까지 고려된 분할 결과이고 그림 7의 (b) 좌측 하단은 수직방향의 상관계수까지 사용하여 분할한 결과이며, 그림 7의 (b) 우측 하단은 좌측 하단의 결과에서 경계 부분만 표시한 것으로 원 영상에서 균일한 texture 영역들이 비교적 정확히 추출되었다.

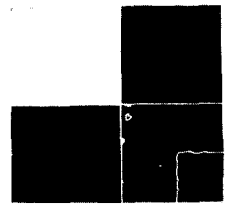
그림 8의 (a)는 코르크, 암벽, 나무껍질과 알미늄선 사진들^[7]을 조합한 영상이며, 영상 분할을 위해 사용된 특징으로는 평균, 분산 그리고 수평방향의 상관계수이며 특징을 추출하기 위한 창틀 크기는 16×16 과 24×24 이다. 그림 8의 (b)는 창틀 크기가 16×16 으로 하고 영상 분할 한 결과로서 그림 8의 (b) 좌측 상단은 평균만으로 분할한 결과이고 그림 8의 (b) 우측 상단은 분산까지 사용한 결과이며 그림 8의 (b) 좌측 하단은 수평방향의 상관계수까지 고려된 분할 결과이다. 그리고 그림 8의 (c)는 창틀 크기를 24×24



(a)



(b)



(c)

그림 8. 자연 texture 영상 II

(a) 원 영상

(b) 분할된 영상(창틀크기 16×16)

(c) 분할된 영상(창틀크기 24×24)

Fig. 8. Natural texture image II.

(a) original image,

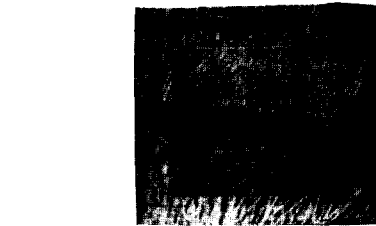
(b) segmented image, (window size 16×16)

(c) segmented image. (window size 24×24)

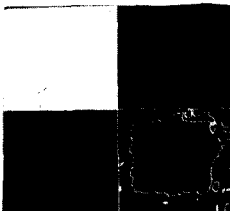
로 하고 분할한 것으로 원 영상과 비교하면 분할 결과가 부정확하다. 제안방법을 컴퓨터 시뮬레이션 한 결과 자연 texture 영상도 적당한 창틀 크기를 사용하여 특징을 잘 추출하면 비교적 정확한 영상 분할 결과를 얻을 수 있었다.

IV. 결 론

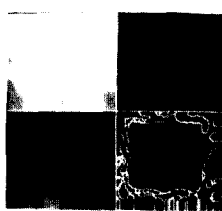
본 논문에서는 조건부 1차원 히스토그램을 반복하여 적용하는 texture 영상 분할 알고리즘을 제안하였다. 입력 영상의 각 화소가 다차원 특징들을 갖는다고 가정하면, 입력 영상내의 균일한 영역은 다차원 특징 공간 상에서 클러스터들을 이루고 있으며 이를 분리하면 영상 분할이 된다. 그러나 다차원 특징 공간 상의 클러스터를 분리하는 것은 많은 메모리와 계산 시간이 소요된다. 본 논문에서는 이를 해결하기 위해 각 특징축에 대해 조건부 1차원 히스토그램을 반복적으로 적용하여 효과적으로 texture 영상을 분할하는 방법을 제안하였다. 제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 자연영상과 인공영상에 대하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였으며 좋은 성능을 얻을 수 있었다.



(a)



(b)



(c)

그림 7. 자연 texture 영상 I

(a) 원 영상

(b) 분할된 영상(창틀크기 16×16)

(c) 분할된 영상(창틀크기 24×24)

Fig. 7. Natural texture image I.

(a) original image,

(b) segmented image, (window size 16×16)

(c) segmented image. (window size 24×24)

앞으로 연구되어야 할 것은 texture 특징 선택문 제와 영상 분할의 성능을 향상시키기 위하여 조건부 1차원 히스토그램을 구성할 때 특징 순서를 고려하 야 하는데 이에 관한 연구가 더 필요하다.

参 考 文 献

- [1] 장병화, "영상 영역화를 위한 문턱값 선택 알고리즘과 컬러 영상에 대한 응용연구," KAIST 박사학위논문, 1988.
- [2] P.C. Chen and T. Pavlidis, "Segmentation by texture using co-occurrence matrix and a split and merge algorithm" *Comput. Graphics and Image Processing*, vol.10, pp. 172-182, 1979.
- [3] A. Rosenfeld and M. Thurston, "Edge detection in texture," *Comput. Graphics and Image Processing*, vol. 12, pp. 25-39, 1980.
- [4] S.W. Wharton, "Generalized histogram clustering scheme for multidimensional image data," *Pattern Recognition*, vol.16, pp. 193-199, 1983
- [5] M. Unser, "Sum and difference histograms for texture classification," *IEEE Trans. Patt. Analy., and Machine Intell.*, vol. PAMI-8, pp. 118-125, 1986
- [6] W.K. Pratt, O.D. Faugeras, and A. Gagalowicz," Application of stochastic texture field models to image processing," *Proc. IEEE*, vol. 69, pp. 542-551, 1981
- [7] P. Brodatz, "TEXTURE, A photographic album for artist and designer," Dover Pub. 1966
- [8] R.M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Texture features for image classi-

- fication," *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, vol. SMC-3, no. 6, pp. 610-621, 1973
- [9] R.M. Haralick, "Statistical and structural approaches to texture," *Proc. IEEE.*, vol. 67, no. 5, pp. 786-804, May, 1979
- [10] G.B. Colman and H.C. Andrews, "Image segmentation by clustering," *Proc. IEEE*, vol. 67, no. 5, pp. 773-785, May, 1979
- [11] L.V. Gool, P. Dewaele, and A. Oosterlinck, "Texture analysis anno 1983," *Comput. Vision, Graphics, and Image Processing, CVGIP-29*, pp. 336-357, 1985
- [12] J.S. Weszka, R.N. Nagel, and A. Rosenfeld, "A threshold selection techniques," *IEEE Comput., C-23*, pp. 1322-1326, 1974
- [13] P.E. Danielsson, "Getting the median faster," *Comput. Graphics Image Processing*, vol. 17, pp. 71-78, 1981
- [14] I. Tomek, "Two algorithm for picewise-linear continuous approximation of functions of one variable," *IEEE Trans. Comput, C-23*, pp. 445-448, 1974
- [15] J. Eklundh and A. Rosenfeld, "Peak detection using difference operators," *IEEE Trans. Patt. Analy. Machine Intell., PAMI-1*, pp. 317-325, 1979
- [16] J.T. Tou and R.C. Gonzalez, "Pattern Recognition Principles," Addison-Wesley Publishing Company, 1974
- [17] B. Julesz, "Visual pattern discrimination," *IRE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-8, pp. 84-97, 1962

著 者 紹 介



金 聖 大 (正會員)

梁 炯 烈 (正會員)
1963年 9月 2日生. 1987年 2月 한양대학교 전자공학과 졸업. 1989年 2月 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사학위 취득) 1989年 3月~현재 한국전기통신공사 연구개발단 전임연구원. 주관심분야는 영상통신, 영상처리 등임.

第25卷 第12號 參照

현재 한국과학기술원 전기및 전자공학과 부교수



李 廷 煥 (正會員)

1961年 4月 17日生. 1984年 2月 경북대학교 전자공학과 졸업. 1986年 2月 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사학위 취득) 1986年 3月~현재 한국과학기술원 박사과정 수료. 1990年 3月 안동대학교 전자계산기공학과. 주관심분야는 컴퓨터비전 영상처리 등임.