

論文94-31B-4-15

國部 가중평균 질감단위를 이용한 새로운 질감인식 기법

(New Texture Recognition Method Using Local Weighting Averaged Texture Units)

沈載昌*, 金紀錫**, 李駿宰**, Ruud M. Bolle ***, 河永浩**

(Jae Chang Shim, Gi Seok Kim, Jun Jae Lee,
Ruud M. Bolle and Yeong Ho Ha)

要 約

본 논문에서는 영상의 질감을 인식하기 위한 특징추출 방법으로 질감 스펙트럼을 개선한 국부 가중평균을 이용한 질감단위법을 제안하였다. 국부 가중평균 질감단위는 중심화소를 제외한 주변화소들에 가중치를 주어 평균을 구한 4개의 주변평균값과 중심값을 비교하여 질감단위를 얻고 이를 질감인식에 적용하였다. 이때 각 화소는 81개중의 하나의 질감단위를 갖게되며 이는 영상의 질감을 대표할 수 있는 강한 특징이 되는 것을 알 수 있다. 제안된 방법을 야채 및 Brodatz앨범의 많은 영상에 적용하여 특징추출 시간과 인식율을 비교 수행하였다.

Abstract

In this paper, a new texture feature extraction method for texture image classification is proposed. The proposed method is a modified texture spectrum method. It uses local weighting averaged texture unit, that is, the neighbor pixels are weighted and averaged in 4-direction and the calculated values are compared with center pixel to find texture units. The proposed method has only 81 texture units and these units are really good features for texture classification. The proposed method is applied to vegetable images and Brodatz album images and compared with several conventional methods for the feature extraction time and the recognition rate.

I. 서 론

패턴의 인식 및 분류는 컴퓨터 비전의 최종 목표 중

* 正會員, 安東大學校 컴퓨터工學科

(Dept. of computer Eng., Andong Univ.)

** 正會員, 慶北大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Kyungpuk Nat'l Univ.)

*** IBM Thomas J Watson Research Center

接受日字 : 1993年 7月 6日

의 하나이며 패턴의 색, 형태 및 질감(texture) 등이 중요한 특징으로 사용된다.^[1,2] 영상에서 질감이란 성질 혹은 형태가 비슷한 기본요소(primitive)들로 구성된 부분을 의미한다.^[2] 질감정보는 의료용 영상의 해석, 항공사진으로부터 지형의 추출, 지역 및 산림 분포의 구분, 꼭물류의 작황 분석, 반도체 및 금속의 표면검사, 기계부품, 야채, 과일, 어종의 분류 등에 응용된다.^[3,6]

질감특징 추출방법은 크게 구조적 접근법(structural approach)과 통계적 접근법(statistical approach)으로 나눌 수 있다.^[6] 질감특징 추출법에 대한 심도

높은 비교연구를 [2, 6-9]에서 수행하였다. 구조적 접근법에는 모폴로지를 이용한 질감인식법^[2] 등이 있으며, 통계적 접근법에는 Tamura방법^[10], 상호발생 행렬법(co-occurrence matrix)^[11, 13], 질감 에너지법(texture energy)^[14], 질감 스펙트럼법(texture spectrum)^[15, 17], 푸리에 변환법(Fourier transform)^[2, 8], 명암도 차이법(gray level difference)^[2], 선길이 통계법(run length statistics)^[2, 8], 프랙탈 특징법(fractal feature)^[5], 게이버 필터법(Gabor filter)^[5], 등이 있으며 그 중 상호발생 행렬법이 인식율에서 가장 효과적인 방법으로 알려져 있다.^[5-8]

Tamura 방법은 사람이 질감영상을 구분할 때 기준으로 삼는 특징으로 알려진 질감의 굵은 정도(coarseness), 대비(contrast), 방향성(directionality), 선 유사성(line likeness), 규칙성(regularity) 및 거친 정도(roughness)를 여러가지 방법의 영상처리 기법을 이용하여 구하는 방법이며 이들 특징 중 굵은 정도, 대비 및 방향성 등을 주로 사용한다. 이 방법의 단점은 구현이 어렵고, 인식율이 낮다. 상호발생 행렬법은 영상의 2차적 통계 특성을 포함한 상호발생 행렬을 구하고 이 행렬로부터 특징을 추출하는 방법이다. 상호발생 행렬은 두 비교화소 사이의 거리와 방향을 변수로 하여 영상내에서 발생되는 화소값쌍의 회수를 명암도값 크기의 행과 열에 누적시킨 행렬이다. 이때 방향은 $0^{\circ}, 45^{\circ}, 90^{\circ}, 135^{\circ}$ 의 4방향이, 거리는 1과 2정도가 주로 사용된다. 상호발생 행렬의 분포특징은 질감이 굵은(coarse texture) 경우 상호발생행렬의 주 대각선 상에 아주 큰 값이 분포되고 가늘고 세밀한(fine texture) 경우 행렬 전체에 넓게 분포된다. 이 행렬로부터 에너지, 무질서도(entropy), 국부 동질성(local homogeneity), 상관도, 관성 등의 질감특징을 추출한다. 이 방법은 계산시간이 많이 걸리는 단점이 있으나 현재 알려진 방법중 인식율이 가장 높다. 최근 상호발생 행렬의 특징을 빠르게 구하는 방법으로 영상의 합과 차 히스토그램을 이용하는 방법이 제안되어 있다.^[13] 질감에너지법은 질감영상의 다양한 구조적 상태의 에너지 분포를 측정할 수 있는 5x5창을 영상과 상승적분(convolution) 하여 구한다. 기본적인 4개의 창 가운데 3개를 회전시켜 총 11개의 창을 이용하여 에너지를 추정하며 단점으로는 수행시간이 오래 걸린다.

질감 스펙트럼법은 중심화소 값과 주변의 8화소 값을 비교한 6561개의 질감단위(texture unit)를 정의하고 각 질감단위가 영상 전체에서 발생되는 회수를 누적한 스펙트럼으로부터 질감인식에 필요한 특징을

추출하는 방법이다. 이 방법은 각 화소를 기반으로 특징을 추출하지 않고 국부영역의 특징인 질감단위를 이용하는 새로운 접근법이나 인식율이 높지 않는 단점을 가진다.

본 논문에서는 질감 특징추출 방법을 소개하고, 질감 스펙트럼법을 개선한 국부 가중평균 질감단위(local weighted averaging texture unit)를 이용하는 질감 인식법을 제안한다. 국부 가중평균 질감단위는 중심화소를 제외한 주변화소들에 가중치를 주어 평균을 구한 4개의 주변평균값과 중심값을 비교하여 질감단위를 얻고 이를 질감인식에 적용하였다. 이때 각 화소는 81개중의 하나의 질감단위를 갖게되며 이는 영상의 질감을 대표할 수 있는 강한 특징이 되는 것을 알 수 있다. 제안된 방법을 야채 및 Brodatz 앤 범의 많은 영상에 적용하여 특징추출 시간과 인식율을 비교 수행 하였다.

II. 국부 가중평균 질감단위법

질감 스펙트럼법은 각 화소마다 3x3창 내에서 중심화소와 8개의 주변화소를 비교한 질감단위를 구하고 영상 전체에서 발생되는 각 질감단위의 수를 누적한 질감 스펙트럼을 특징으로 이용하는 방법이다. 이 방법은 효율면에서 기존의 질감특징 추출법보다 인식율이 매우 낮다. 그 원인을 고찰해 보면 질감단위가 3³(6561)개로 너무 많아 잡음이나 영상의 왜곡에 대해서 매우 민감하다. 정경(scene)영상에서 질감 스펙트럼을 구해보면 6561개의 질감단위 중 반 이상이 단 한번도 발생되지 않는다. 이와 같은 단점을 보완하기 위해 중심화소 주변의 주변화소값들을 국부적으로 가중치를 주어 평균한값을 구하고, 이를 이용해 간략화된 질감단위를 구하여 질감영상을 인식하는 방법을 제안한다.

제안된 국부 가중평균 질감단위법은 각 화소 주변의 8 화소값을 국부적으로 가중평균한 4개의 국부 가중평균값을 구하고 중심화소값과 비교하여 이 보다 작은 경우, 비슷한 경우 및 큰 경우로 나눔으로 모두 3³(81)개의 질감단위를 얻고 이를 인식에 활용하는 방법이다. 질감단위를 구하는 방법은 먼저 그림 1에서 중심화소 f_0 를 제외한 주변 화소인 f_i 를 국부적으로 국부평균하여 4개의 주변값 E_i 를 얻고, 주변값을 중심화소값과 비교하여 단위값 U_i 를 구한다. 질감단위는 4개의 U_i 를 원소로 갖는 집합이며 4개의 주변값이 모두 중심보다 작은 경우부터 4개의 주변값이 모두 중심 화소값보다 큰 경우의 81가지가 발생될 수 있다.

이 방법은 잡음이 섞인 경우와 물체의 회전 및 조명의 변화가 있을 경우 등에서도 비슷한 형태의 질감 스펙트럼을 추출하므로 기존의 질감 스펙트럼법보다 인식효율이 높고 특징벡터 수가 적어 처리가 간단하다.

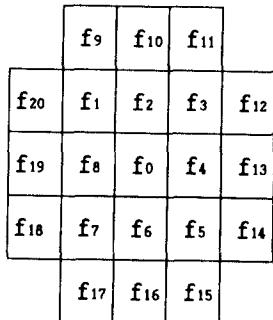
그림 1. 중심화소 f_0 와 주변화소 f_i 의 관계

Fig. 1. The relation between center and neighborhood pixels.

국부 가중평균 질감단위를 구하는 과정을 상세히 살펴보면, 먼저 중심화소를 제외한 주변화소를 국부 가중평균하여 국부 가중평균값 E_i 를 구한다. 국부 가중평균하는 방법은 식(1)에서 식(8)과 같이 조합할 수 있으며 8 가지 방법중 한가지 방법을 선택하여 적용한다. 식(1)은 4대각방향 연결성을 고려한 국부 가중평균 방법이며 식(2)는 4 방향 연결성을 고려한 국부 가중평균 방법이다. 식(3)과 식(4)는 두 이웃 화소를 국부 가중평균한 형태이며 식(5)와 식(6)은 근접 3화소를 국부 가중평균하는 방법이다. 식(7)은 근접이웃 4 화소를 국부 가중평균하는 방법이며 식(8)은 근접이웃 6화소를 국부 가중평균 하는 방법이다. 빠른 구현을 위해서는 식(1) 및 식(2)가 적합하고, 질감이 굵은 형태에서는 식(8)이 적합하다. 국부 가중평균 방법을 중심화소와의 관계로 나타내면 그림 2와 같다.

$$E_1 = f_1, E_2 = f_3, E_3 = f_5, E_4 = f_7 \quad (1)$$

$$E_1 = f_2, E_2 = f_4, E_3 = f_6, E_4 = f_8 \quad (2)$$

$$E_1 = (f_1 + f_2)/2, E_2 = (f_3 + f_4)/2, E_3 = (f_5 + f_6)/2, E_4 = (f_7 + f_8)/2 \quad (3)$$

$$E_1 = (f_8 + f_9)/2, E_2 = (f_1 + f_2)/2, E_3 = (f_4 + f_5)/2, E_4 = ((f_6 + f_7)/2) \quad (4)$$

$$E_1 = f_1/4 + f_2/2 + f_3/4, E_2 = f_3/4 + f_4/2 + f_5/4, \quad (5)$$

$$E_3 = f_5/4 + f_6/2 + f_7/4, E_4 = f_7/4 + f_8/2 + f_9/4$$

$$\begin{aligned} E_1 &= f_8/4 + f_9/2 + f_1/4, E_2 = f_1/4 + f_3/2 + f_4/4, \\ E_3 &= f_4/4 + f_5/2 + f_6/4, E_4 = f_6/4 + f_7/2 + f_8/4 \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} E_1 &= f_1/6 + f_2/2 + f_3, E_2 = f_3/6 + f_4/2 + f_5/6, \\ E_3 &= f_5/6 + f_6/2 + f_7/6 + f_{10}/6, E_4 = f_7/6 + f_8/2 + f_9/6 + f_{19}/6 \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} E_1 &= f_2/2 + (f_1 + f_3 + f_5 + f_{10} + f_{11})/10, E_2 = f_4/2 + (f_3 + f_5 + f_7 + f_9 + f_{14})/10, \\ E_3 &= f_6/2 + (f_5 + f_7 + f_{15} + f_{16} + f_{17})/10, E_4 = f_8/2 + (f_7 + f_9 + f_{18} + f_{19} + f_{20})/10, \end{aligned} \quad (8)$$

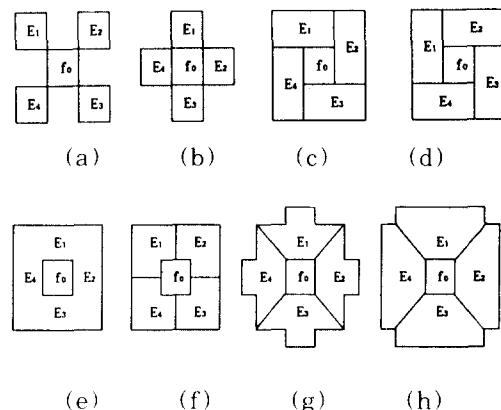


그림 2. 주변화소의 국부평균방법 (a) 4대각방향 연결성 (b) 4방향 연결성 (c), (d) 2화소 조합 (e), (f) 3화소 조합 (g) 4화소 조합 (h) 6화소 조합

Fig. 2. The averaging methods of neighborhood pixels. Considering (a) 4-diagonal connectivity, (b) 4-connectivity, (c) and (d) 2 pixel averaging, (e) and (f) 3 pixel averaging, (g) 4 pixel averaging, and (h) 6 pixel averaging.

단위값 U_i 는 국부 가중평균값 E_i 와 중심 화소값 f_0 를 비교하여 구하는데 국부 가중평균값이 중심화소값보다 적으면 음의 부호(-)를 의미하는 0을, 비슷한 경우 동일부호(=)를 의미하는 1을, 그리고 크면 양의 부호(+)를 의미하는 2를 할당하며 다음 식과 같다.

$$U_i = \begin{cases} 0 & \text{if } E_i - d < f_0 \\ 1 & \text{if } E_i - d \leq f_0 \leq E_i + d \\ 2 & \text{if } E_i + d > f_0 \end{cases} \quad (9)$$

여기서 $i = 1, 2, 3, 4$ 이고, d 는 임계치로 양의 정수 값을 가지며 256명암도 영상에서는 3~8사이의 값이 적합하다.

질감단위 TU는 4개의 단위값 U_i 로 구성된 집합으로 다음 식과 같다.

$$TU = \{U_1, U_2, U_3, U_4\} \quad (10)$$

각 질감단위 TU는 하나의 고유번호가 되며, 다음 식과 같이 0에서 80까지의 질감단위 고유번호 TU^k 를 부여하여 처리한다.

$$TU^k = \sum_{i=1}^4 U_i X^{3^{i-1}} \quad (11)$$

여기서 k 는 0에서 80까지의 정수이다.

이 질감단위는 영상의 각 화소를 중심으로 주변화소와 명암도 밝기의 구조적 형태를 나타내며 그림 3과 같다. 각 질감단위 아래의 0~80까지의 숫자는 질감단위 고유번호이다. 그림의 좌측상단의 질감단위는 주변값이 4개 모두 중심값보다 작은 경우이며, 0의

00	00	00	00	00	00	00	00	00
00	01	02	10	11	12	20	21	22
0	1	2	3	4	5	6	7	8
01	01	01	01	01	01	01	01	01
00	01	02	10	11	12	20	21	22
9	10	11	12	13	14	15	16	17
02	02	02	02	02	02	02	02	02
00	01	02	10	11	12	20	21	22
18	19	20	21	22	23	24	25	26
10	10	10	10	10	10	10	10	10
00	01	02	10	11	12	20	21	22
27	28	29	30	31	32	33	34	35
11	11	11	11	11	11	11	11	11
00	01	02	10	11	12	20	21	22
36	37	38	39	40	41	42	43	44
12	12	12	12	12	12	12	12	12
00	01	02	10	11	12	20	21	22
45	46	47	48	49	50	51	52	53
20	20	20	20	20	20	20	20	20
00	01	02	10	11	12	20	21	22
54	55	56	57	58	59	60	61	62
21	21	21	21	21	21	21	21	21
00	01	02	10	11	12	20	21	22
63	64	65	66	67	68	69	70	71
22	22	22	22	22	22	22	22	22
00	01	02	10	11	12	20	21	22
72	73	74	75	76	77	78	79	80

그림 3. 81개의 텍스쳐 유니트

Fig. 3. 81 texture units.

질감단위 고유번호를 가지고 중앙에 위치한 질감단위 고유번호 40의 경우 주변값 4개 모두가 중심값과 비슷한 경우이고, 4개의 국부평균값이 모두 중심값보다 클 경우 질감단위 고유번호는 80이며 우측하단의 질감단위로 표현된다. 영상의 각 화소에서 질감단위를 구하는 과정과 질감단위 고유번호를 부여하는 예는 그림 4와 같다. 그림 4(a)는 영상에서 한 부분의 화소값을 나타내고 그림 4(b)는 식(3)의 국부평균법으로 주변화소값을 국부평균한 값이다. 그림 4(c)는 중심값과 비교하여 구한 질감단위이며 질감단위 고유번호 73이 된다.

국부평균 질감단위를 이용한 질감 인식법은 영상의 각 화소마다 그림 4의 방법으로 질감단위를 구하고 질감단위 고유번호별 발생횟수를 누적한 스펙트럼이 그림 5와 같다. 가로축은 각 질감단위의 고유번호이며 세로축은 해당 질감단위의 영상내에서 발생되는 총 횟수가 된다.

50	60	70
30	30	50
10	20	40

55	60
30	
20	30

2	2
0	1

(a)

(b)

(c)

그림 4. 국부 가중평균 질감단위를 구하는 과정 및 질감단위 고유번호 (a) 화소값 (b) 국부 가중평균값 (c) 질감단위 및 질감단위 고유번호

Fig. 4. The extraction procedure of the texture unit and its number. (a) Pixel value. (b) Local weighted averaging. (c) Texture unit and number.

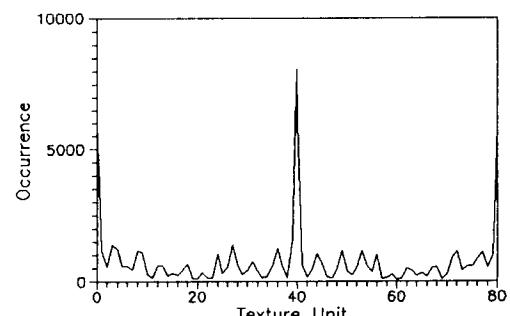
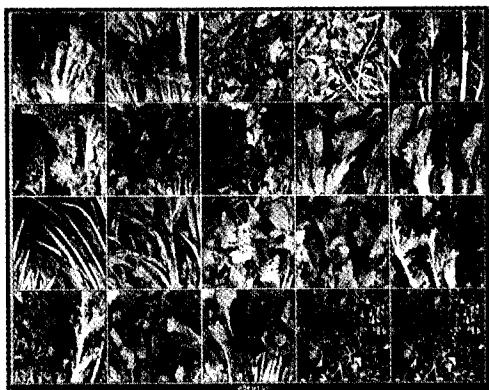


그림 5. 질감 스펙트럼

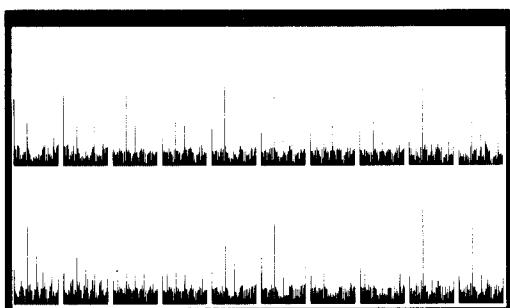
Fig. 5. Texture spectrum.

III. 실험 및 고찰

실험은 많이 적용되는 질감인식법들을 야채영상과 Brodatz앨범의 영상에 적용하여 인식시간과 인식율을 비교하였다. 실험에 사용된 방법은 Tamura방법, 빠른 상호발생 행렬법, 질감 에너지법, 질감 스펙트럼법과 재안된 국부 가중평균 질감단위법이다. Tamura방법은 IBM에서 구현한 화상 데이터 베이스인 QBIC시스템^[22]의 프로그램을 이용하였고 이때 특징으로는 질감의 굵은 정도, 밝기 및 방향성의 3가지 특징을 추출하였다. 빠른 상호발생 행렬법은 영상을 32명암도로 히스토그램 정규화를 거치고 각도변수는 $0^{\circ}, 45^{\circ}, 90^{\circ}, 135^{\circ}$ 의 4방향을 거리변수는 1을 사용하였다. 이 방법의 특징으로는 군집음영(cluster



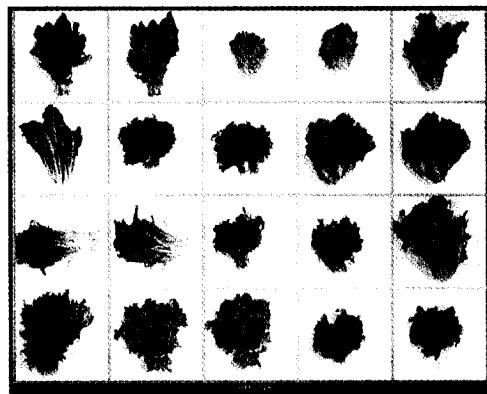
(a)



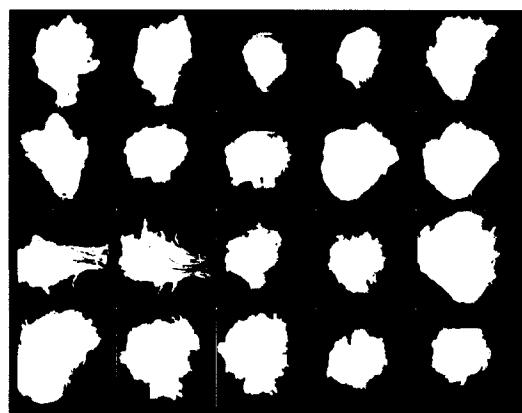
(b)

그림 6. 근접 촬영한 20가지의 (a) 야채영상 (b) 국부 가중평균 질감 스펙트럼

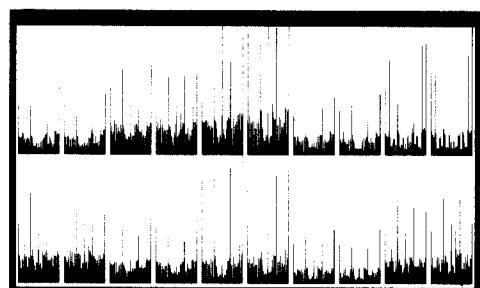
Fig. 6. Closed-up 20 images of vegetables.
(a) Input image. (b) Texture spectrum using local weighted averaging texture unit.



(a)



(b)



(c)

그림 7. 원거리 근접 촬영한 20가지의 (a) 야채영상 (b) 영역분할된 영상 (c) 국부 가중평균 질감 스펙트럼

Fig. 7. Far distance 20 images of vegetables.
(a) Input images. (b) Segmented image. (c) Texture spectrums using local weighted averaging texture unit.

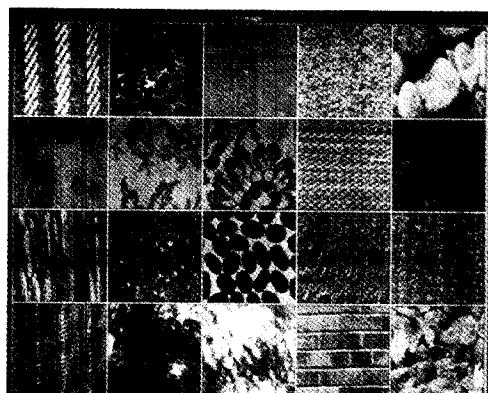
shade), 군집돌기(cluster prominence), 관성, 국부 동질성과 상관도의 5개를 추출하므로 20가지의 특징벡터를 사용하였다. 질감 에너지법은 시간영역에서 5×5 크기의 11개 마스크를 이용하여 각 마스크를 입력영상과 상승적분하고 이를 제곱한 에너지 값을 사용하였다. 질감 스펙트럼법은 영상에서 구한 6561개의 질감단위를 특징으로 이용하였다.

실험에 사용된 영상은 질감이 풍부한 야채영상과 Brodatz앨범^[23]의 영상을 선택하였다. 야채는 야채 상점에서 고객이 많이 구매하는 미나리, 상추, 시금

치, 캐일 등의 10종류를 선정하였고 각 종류별로 상황을 달리하여 2장씩 영상을 카메라로 얻었다. 카메라를 접근시켜 근접 촬영한 그림 6(a)는 배경 없이 한 화면 가득히 야채 질감만으로 구성된 영상이다. 그림 6(b)는 국부 가중평균 질감단위를 적용한 질감스펙트럼이다. 그림 7(a) 영상은 흰 배경에 야채가 놓여있는 원거리 영상이다. 임계값 225이상인 지점을 배경으로 추출한 영상이 그림 7(b)이며, 그림 7(c)는 국부 가중평균 질감단위를 적용한 질감 스펙트럼이다. 야채 영상에서 그림의 왼쪽 윗쪽부터 두장씩이 동일한 종류의 야채이다. 그림 8은 규칙성이 결여된



(a)



(b)

그림 8. Brodatz앨범의 40가지 영상 (a) 왼쪽 부분 20가지 영상(b) 오른쪽 부분 20가지 영상

Fig. 8. 20 texture images from Brodatz album.
(a) 20 images of upper left corner of original images. (b) 20 images of upper right corner of original images.

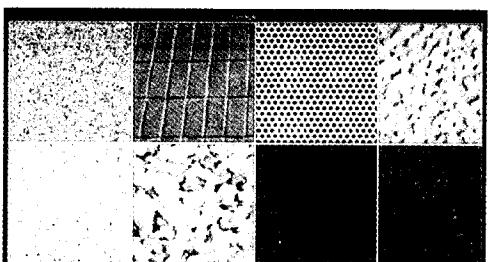
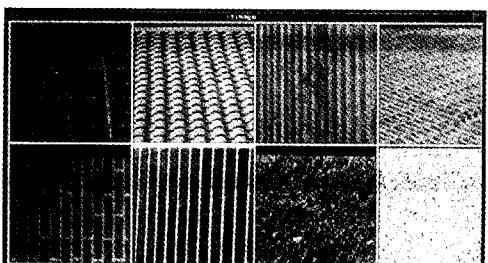
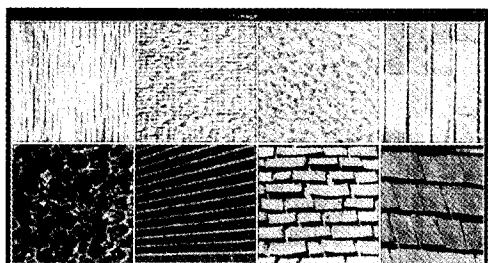
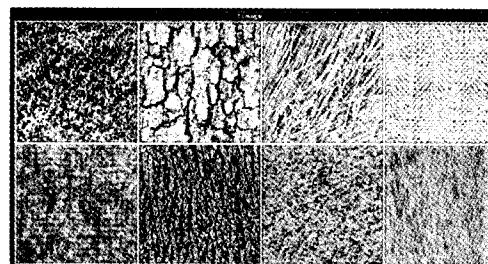


그림 9. Brodatz 앨범의 32가지 영상

Fig. 9. 32 texture images from Brodatz album.

Brodatz앨범의 20가지 영상을 512x512의 해상도로 스캐너(scanner)를 이용하여 입력하고 이를 4개로 나눈 영상 중 그림 8(a)는 왼쪽 윗쪽 영상이며 그림 8(b)는 오른쪽 윗쪽 영상이다. 그림 9는 Brodatz앨범의 영상 중 규칙성이 있는 영상 32가지를 선정하여 스캐너로 입력한 영상이며 512x512의 해상도를 갖는다. 실험에는 각 영상을 4등분한 다음 이중 윗쪽의 2개를 선정하여 64개의 입력영상을 사용하였다. IBM-PC/33MHz 컴퓨터에서 하나의 영상(ghill. img: 256x256)에 대한 각 방법의 특징추출 시간은 표 1과 같다. 국부 가중평균 질감단위법 및 질감 스펙트럼법이 매우 빨라 실제의 시스템 구현에 응용이 가능하다.

표 1. 질감특징 추출법의 CPU속도 비교

Table 1. CPU time comparison of the texture feature extraction methods.

(unit: sec)

Method	Number of feature vectors	CPU time
Tamura method	3	100
Fast co-occurrence	20	43.82
Texture energy	11	192.5
Texture spectrum	6561	5.66
Local average T.U.	81	4.56

패턴인식에 사용된 인식방법은 가장 간단한 근접분류법(nearest neighbor classifier)^[24]을 사용하였으며 특징벡터와 공간상 가장 근접한 영상을 추출하여 동일종류의 영상인지를 비교하였다. 동일한 종류의 영상이 벡터 공간상 가장 근접해 있을 경우 정확하게 인식되는 것으로 고려하였고 다른 종류의 영상이 근접할 경우 오인식으로 간주하였다. 표 2와 표 3

표 2. 근접 촬영한 20 가지 야채 영상의 인식 결과

Table 2. The classification results of the close-up 20 vegetable images.

Method	Number of feature vectors	Number of correct recognized	Number of incorrect recognized
Tamura method	3	4	16
Co-occurrence	20	5	15
Local pattern match	11	8	12
Texture spectrum	6561	3	17
Local average T.U.	81	17	3

은 각각 근접 촬영된 야채영상 및 원거리 촬영 야채영상 20 가지에 적용한 인식결과이며, 표 4와 표 5는 각각 Brodatz앨범의 64개 영상과 40개 영상에 적용한 인식결과이다. 실험에 사용된 모든 질감영상에 대해 제안된 국부 가중평균 질감단위법이 가장 인식율이 높고 수행시간도 가장 빠르므로 실제 질감인식 시스템 구현에 가장 적합하다.

표 3. 원거리 촬영한 20 가지 야채 영상의 인식결과

Table 3. The classification results of the far-distance 20 vegetable images.

Method	Number of feature vectors	Number of correct recognized	Number of incorrect recognized
Tamura method	3	7	13
Co-occurrence	20	10	10
Local pattern match	11	8	12
Texture spectrum	6561	10	10
Local average T.U.	81	18	2

표 4. Brodatz앨범 40영상의 인식결과

Table 4. The classification results of the 40 images in the Brodatz album.

Method	Number of feature vectors	Number of correct recognized	Number of incorrect recognized
Tamura method	3	24	16
Co-occurrence	20	29	11
Local pattern match	11	25	15
Texture spectrum	6561	25	15
Local average T.U.	81	34	6

표 5. Brodatz앨범 64영상의 인식결과

Table 5. The classification results of the 64 images in the Brodatz album.

Method	Number of feature vectors	Number of correct recognized	Number of incorrect recognized
Tamura method	3	52	12
Co-occurrence	20	55	9
Local pattern match	11	54	10
Texture spectrum	6561	28	36
Local average T.U.	81	62	2

IV. 결 론

본 논문에서는 영상의 질감을 인식하기 위한 특징 추출 방법으로 질감 스펙트럼을 개선한 국부 가중평균을 이용한 질감단위법을 제안하였다. 제안된 국부 가중평균 질감단위는 중심화소를 제외한 주변화소들에 가중치를 주어 평균을 구한 4개의 주변평균값과 중심값을 비교하여 질감단위를 얻고, 이를 질감인식에 적용하였다. 이때 영상의 각 화소는 81개중의 하나의 질감단위를 갖게되며 이를 누적한 스펙트럼은 영상의 질감을 대표할 수 있는 강한 특징이 된다. 제안된 방법을 야채 및 Brodatz앨범의 많은 영상에 적용한 실험결과 특징을 빠르게 추출하며 인식율이 높아 실 시스템 구현에 매우 적합한 방법이다. 그리고 제안된 국부 가중평균 질감단위법은 스테레오 시각(stereo vision)이나 움직임(motion detection) 및 3차원 물체인식 등에 적용되어 질 수 있으므로 앞으로 이의 적용에 대한 연구가 필요하리라 생각된다.

参考文獻

- [1] A. Rosenfeld and A. C. Kak, *Digital Picture Processing*, Second Edition, Academic Press, 1982.
- [2] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
- [3] D. H. Ballard and C. M. Brown, *Computer Vision*, Prentice-Hall International Inc., 1989.
- [4] P. P. Ohanian and R. C. Dubes, "Performance evaluation for four classes of textural features," *Pattern Recognition*, vol. 25, no. 8, pp. 819-833, 1992.
- [5] J. M. H. Du Buf, M. Kardan and M. Spann, "Texture feature performance for image segmentation," *Pattern Recognition*, vol. 23, no. 3/4, pp. 291-309, 1990.
- [6] J. S. Weszka, C. R. Dyer and A. Rosenfeld, "A comparative study of texture measures for terrain classification," *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics*, vol. 6, no. 4, pp. 269-285, 1976.
- [7] R. W. Connors and C. A. Harlow, "A theoretical comparison of texture algorithm," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 2, no. 3, pp. 204-222, 1980.
- [8] L. V. Gool, P. Dewaele, and A. Oosterlinck, "Survey-texture analysis anno 1983," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 29, pp. 336-357, 1985.
- [9] R. M. Haralick, "Statistical and structural approaches to texture," *Proceedings of the IEEE*, vol. 67, no. 5, pp. 786-804, 1979.
- [10] H. Tamura, S. Mori, and T. Yamawaki, "Textural features corresponding to visual perception," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 8, no. 6, pp. 460-473, 1978.
- [11] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and Its hak Dinstein, "Texture features for image classification," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 3, no. 6, pp. 610-621, 1978.
- [12] S. H. Peckinpaugh, "An improved method for computing gray-level cooccurrence matrix based texture measures," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 53, no. 6, pp. 574-580, 1991.
- [13] M. Unser, "Sum and difference histograms for texture classification," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, no. 1, pp. 118-125, 1986.
- [14] M. Pietikainen, A. Rosenfeld, and L. S. Davis, "Experiments with texture classification using averages of local pattern matches," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 13, no. 3, pp. 421-426, 1983.
- [15] L. Wang and D. He, "Texture classification using texture spectrum," *Pattern Recognition*, vol. 23, no. 8, pp. 905-910, 1991.
- [16] D. He and L. Wang, "Texture features based on texture spectrum," *Pattern*

- Recognition*, vol. 24, no. 5, pp. 391-399, 1991.
- [17] D. He and L. Wang, "Textural filters based on the texture spectrum," *Pattern Recognition*, vol. 24, no. 12, pp. 1187-1195, 1991.
- [19] W. Equitz, "Using texture for query by image content(QBIC)," *Research Report* IBM research division Almaden Research Center K54/802, 1992.
- [20] P. Brodatz, *Textures*, Dover Publications, Inc., New York, 1966.
- [21] R. O. Duda and P. E. Hart, *Pattern Classification and Scene Analysis*, John Wiley and Sons, 1973.

著者紹介



沈載昌(正會員)

1987年 경북대학교 전자공학과 졸업(학사). 1990년 경북대학교 전자공학과 석사학위 취득. 1993년 경북대학교 전자공학과 박사학위 취득. 1989년 11월 ~ 1990년 9월 서울대학교 반도체 공동연구소 조교. 1994년 3월 ~ 현재 안동대학교 컴퓨터공학과 전임강사. 주관심 분야는 영상처리, 패턴인식 등임.



金紀錫(正會員)

1967年 11月 18日生. 1992年 2月 경북대학교 전자공학과 졸업. 공학사학위 취득. 1994年 2月 경북대학교 대학원 전자공학과 석사학위 취득. 1994年 3月 ~ 현재 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 주관심 분야는 영상 처리, 패턴 인식, Mathematical Morphology 등임.



李駿宰(正會員)

1962年 5月 31日生. 1986年 8月 경북대학교 전자공학과 졸업. 공학사학위 취득. 1990年 8月 경북대학교 대학원 전자공학과 석사학위 취득. 1991年 9月 ~ 1993年 7月 경북대학교 조교. 1993年 2月 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정 수료. 주관심 분야는 영상 처리, 컴퓨터 비전, 신경 회로망 등임.

Ruud M. Bolle

현재 미국 IBM Thomas J Watson Research Center, Manager, Exploratory Computer Vision & Intelligent Robotics.

河永浩(正會員) 第30卷 B編 第6號 參照
현재 경북대학교 전자공학과 부교수