

국부상관계수의 영역 평균변화량에 의한 질감영역 추출

정희원 서상용*, 임채환**, 김남철*

Extraction of Texture Regions Using Region-Based Average of Variations of Local Correlations Coefficients

Sang Yong Seo *, Chae Whan Lim**, Nam Chul Kim* *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 국부상관계수(local correlation coefficients; LCC)의 영역 평균변화량을 질감특징으로 사용하여 질감 영역을 추출하는 효율적인 알고리즘을 제안한다. 질감영역 추출을 위한 이 알고리즘의 핵심은 각 방향에 따른 국부상관계수들의 평균 변화량은 평탄영역에서 보다 질감영역에서 대체로 크게 나타나는 특성을 이용하는 것이다. 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 8비트 256x256 크기를 가진 9개의 시험영상(Lena, Bsail, Camera, Face, Woman, Elaine, Jet, Tree, Tank)을 사용한다. 실험결과에서 제안한 특징은 시각적으로 질감영역으로 보이는 영역들을 잘 추출함을 보인다.

ABSTRACT

We present an efficient algorithm using region-based average of variations of local correlation coefficients (LCC) for the extraction of texture regions. The key idea of this algorithm for the classification of texture and shade regions is to utilize the fact that the averages of the variations of LCCs according to different orientations in texture regions are clearly larger than those in shade regions. In order to evaluate the performance of the proposed algorithm, we use nine test images (Lena, Bsail, Camera Man, Face, Woman, Elaine, Jet, Tree, and Tank) of 8-bit 256x256 pixels. Experimental results show that the proposed feature extracts well the regions which appear visually as texture regions.

1. 서론

영상으로부터 질감영역(texture region)을 분리해 내는 질감영역 추출 기법은 컴퓨터 비전, 영역기반 영상부호화, 영상검색 등에 효과적으로 응용될 수 있다. 여기서, 질감영역이란 국부적인 밝기 변화를 보이면서도 주위와 함께 동질의 일정 특성을 보이는 텍셀(texel)^[1]들이 랜덤하게 혹은 규칙적으로 배열되어 모여있는 영역을 말한다. 예로써 영상에서 나뭇잎들, 머리카락, 잔디밭과 같은 통계적 질감영역과 천, 벽지와 같은 구조적 질감영역을 들 수 있다.

특히, 질감영역 추출기법은 영상을 영역들의 집합으로 간주하여 각 영역들의 윤곽 정보와 영역들 내부의 밝기 정보로 그 영상을 표현하는 영역기반 영상부호화에서 효율적으로 이용될 수 있다. 질감영역을 특별히 고려하지 않고 일반적인 분할 기법을 사용하여 영상을 분할할 경우, 하나의 질감영역이라도 여러 개의 소영역들로 분할되어 이러한 영역들을 표현할 때 많은 비트가 소요된다^[2-4]. 이때, 소영역들을 하나의 질감영역으로 추출함으로써 비트의 손

* 경북대학교 전자공학과 영상통신연구실
논문번호 : 00030-0121, 접수일자 : 2000년 1월 21일

** 삼성전자 (cwlim@tel.samsung.co.kr),

실을 줄이고 화질을 향상시킬 수 있다.

질감영역을 추출하기 위한 방법들 중, 질감특징으로 화소단위의 에지정도(edgeness)를 구하고 분할된 각 영역내에서 역치(threshold)를 넘는 질감화소들의 비율로 질감영역의 여부를 판단하는 방법^[4]이 있다. 여기서, 에지정도는 원 영상에 라플라시안 연산을 취해서 얻고, Canny 에지 연산자로 구한 에지정보에 따라 영역 분리(split)를 하도록 변형한 분할법(split-and-merge)을 사용하여 영상분할을 한다. 이 방법은 알고리즘은 간단하나, 질감화소 판단을 위한 역치의 결정이 모호하고 사용된 특징이 국부적인 대비(contrast)변화에 약하다는 단점이 있다. 다음은, 에지정도를 나타내는 4개의 특징을 사용하여 질감영역을 추출하는 방법^[5]도 있다. 초기 영상에서 4가지 특징, 에지 밀도(edge density), 에지 대비(edge contrast), 에지 무질서도(edge randomness), 극대치 개수(number of extrema)에 대한 일차원 히스토그램을 각각 구하고 그 중에서 가장 쌍봉(bimodal)구조가 두드러지는 특징의 히스토그램을 사용하여 초기 영상을 이진화한다. 역치를 넘는 화소들에 대해서 4가지 히스토그램을 다시 구하여 쌍봉구조가 나타나지 않을 때까지 이를 반복하여 질감화소들을 추출한다. 질감화소가 분할된 각 영역내에서 차지하는 비율이 역치보다 크면 질감영역 후보로 판단된다. 최종적으로 유사한 인접 질감 후보영역의 병합 단계를 거쳐 질감영역을 추출하게 된다. 여기서 영상 분할기법으로는 다항 근사화(polynomial approximation)로 밝기를 근사화할 때의 왜곡을 기반으로 하는 merge-and-threshold 방법^[6]으로 수행한다. 이 방법은 사용되는 특징들이 모두 에지에 대한 것들이고 영상의 대비에 민감한 특성을 나타낸다. 또한, 앞의 두 질감영역 추출 방법은 영역을 기반으로 하기 때문에 어떠한 영상분할법을 사용하느냐에 추출 결과가 크게 좌우된다. 따라서, 질감영역 추출에 적합한 분할방법을 선택하는 것 또한 중요하다.

본 논문에서는 국부상관계수(local correlation coefficients; LCC)의 영역 평균변화량을 질감특징으로 사용하여 질감 영역을 추출하는 효율적인 알고리즘을 제안한다. 여기서 국부상관계수 변화량이란 4방향의 이웃화소들과의 국부상관계수의 최대값과 최소값을 말한다. 따라서, 질감의 특성을 잘 반영하고 있으며 영상내의 대비 변화에도 강한 특성이 있다. 분할된 각 영역내에서 국부상관계수의 평균변화량을 역치화하여 질감영역을 추출하는데, 이 때의 역치는 반복 역치 선택법^[1]에 의하여 자동으로 결정

된다. 사용된 분할법은 R-D (rate-distortion)기반 분할법^[2, 3]으로, 율 및 왜곡을 기반으로 하여 초기 영역들을 반복적으로 병합함으로써 소영역이 거의 발생을 하지 않고 밝기 형태가 유사한 인접한 영역들은 서로 병합되는 특성을 보이는 방법이다.

II. 제안한 질감영역 추출 알고리즘

제안한 질감 추출 알고리즘은 그림 1과 같은 과정으로 수행된다.

먼저 R-D기반 분할법으로 분할하여 영역들을 얻는다. 그리고 원영상의 각 화소마다 4방향 이웃화소들과의 국부상관계수들을 구하여 이것의 변화량을 계산한다. 여기서 국부상관계수는

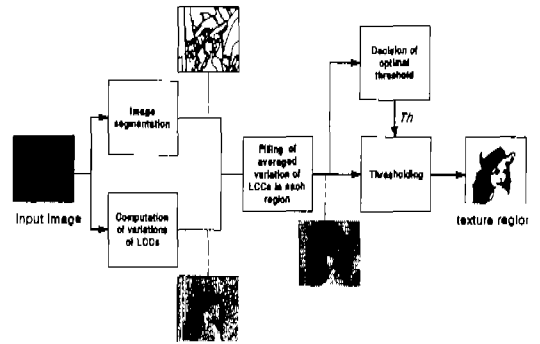


그림 1. 제안한 질감영역 추출 알고리즘

국부 분산(local variance)으로 정규화된 국부 공분산(local covariance)을 의미한다. 다음, 분할된 각 영역에 대하여 이 영역내의 국부상관계수들의 변화량의 평균을 구하고, 이 값을 모든 화소에 채워 넣는다. 이렇게 얻은 평균 변화량 영상에 대하여 반복 역치 선택법으로 역치 Th 를 구한 다음, 이 역치를 넘는 질감특징을 갖는 영역을 질감영역으로 추출한다.

2.1 영상분할

영상분할은 입력영상을 동질성을 만족하는 영역들로 나누는 것, 즉 동질영역들의 집합인 파티션(partition) $P = \{R_1, R_2, R_3, \dots, R_n\}$ 를 얻는 과정이라고 할 수 있다^[1]. 그림 1의 질감영역 추출 알고리즘이 성공적으로 수행되기 위해서는 사용되는 영상 분할법이 보다 우수하여 유사 질감특성을 가진 영역들을 잘 병합하여 분할하는 특성을 갖고 있어야 한다.

본 논문에서는 소영역이 거의 발생하지 않고 밝기 형태가 유사한 영역들을 윤-왜곡(rate-distortion) 측면에서 잘 병합하는 R-D기반 분할법^[2, 3]을 선택하여 영상분할을 수행하기로 한다. 여기서, 윤이란 영역의 윤곽 및 밝기 표현에 소요되는 비트를 말하며, 왜곡은 영역의 밝기 표현시 발생하는 원영상과의 평균제곱오차를 나타낸다. 이러한 R-D기반 분할법은 초기 영역들에서 시작하여 매단계마다 윤-왜곡 비용을 최소화하는 한 쌍의 인접영역들을 병합해가는 반복적 방법이다. 이때, 영역의 밝기는 SA-DCT(shape-adaptive DCT)로 질감 근사화 하여 표현하고 있다. 그리고 R-D기반 분할법이 질감영역 추출의 성능을 얼마나 좌우하는지 조사하기 위한 비교 대상 분할법으로, 스패닝 트리(spanning tree)를 이용하여 매단계마다 영역의 평균 밝기값이 가장 유사한 한 쌍의 인접영역들을 병합해가는 RSST(recursive shortest spanning tree)분할법^[7]을 선택하였다. 그림 1의 영상분할 블록의 출력단에는 Lena 영상에 대한 R-D기반 분할 결과의 한 예를 보여주고 있다.

2.2 국부상관계수의 변화량 계산

질감복징을 구하는 데 필요한 국부상관계수 $\rho_{i,j}(k, l)$ 는 중심이 (i, j) 인 창 내의 화소와 수평 방향으로 k , 수직 방향으로 l 만큼 떨어진 화소간의 상관계수를 나타내며 다음과 같이 표현된다.

$$\rho_{i,j}(k, l) = \frac{\langle f_{i,j} f_{i+k, j+l} - \mu_{i,j} \mu_{i+k, j+l} \rangle}{\sigma_{i,j} \sigma_{i+k, j+l}} \quad (1)$$

여기서, $f_{i,j}$ 는 (i, j) 위치의 화소를 나타내고 $\mu_{i,j}$, $\sigma_{i,j}$ 는 중심이 (i, j) 인 창의 밝기 평균과 국부분산의 제곱근을 나타낸다. $\langle x_{i,j} \rangle$ 는 중심이 (i, j) 이고 크기가 $M \times M$ 인 창 내의 평균을, $\langle x_{i,j} x_{i+k, j+l} \rangle$ 는 중심이 (i, j) 인 창 내의 화소와 수평 방향으로 k , 수직 방향으로 l 만큼 떨어진 화소간의 곱의 평균을 나타낸다. 이 국부상관계수는 국부분산의 제곱근으로 정규화되어 영상내의 대비 변화에 강한 특성을 보이게 된다.

또한, 국부상관계수의 변화량은 다음과 같이 정의하기로 한다.

$$\gamma_{i,j} = \text{Max}_{(k,l) \in O_4} [\rho_{i,j}(k, l)] - \text{Min}_{(k,l) \in O_4} [\rho_{i,j}(k, l)] \quad (2)$$

여기서, $O_4 = \{(0, 1), (1, 0), (1, 1), (1, -1)\}$ 이다.

이 식은 화소 위치가 (i, j) 일 때, 네 방향의 국부상관계수 $\rho_{i,j}(0, 1)$, $\rho_{i,j}(1, 0)$, $\rho_{i,j}(1, 1)$, $\rho_{i,j}(1, -1)$ 중 최대값에서 최소값을 뺀 값을 나타낸다. 이 값이 큰 화소들이 많이 모여 있는 영역은 질감영역으로, 그렇지 않은 영역은 평탄영역으로 볼 수 있다. 그림 1의 국부상관계수의 변화량 계산 블록의 출력단에서는 Lena 영상에 대한 결과를 보여주고 있다.

2.3 국부상관계수의 평균 변화량의 영역별 채움

영역당 평균적인 질감특성을 구하기 위하여 국부상관계수의 평균 변화량을 다음과 같이 정의하기로 한다.

$$V_k = \frac{1}{|R_k|} \sum_{\substack{(i,j) \in R_k \\ \text{such that } \sigma_{i,j} > Th_1}} \gamma_{i,j} \quad (3)$$

여기서, R_k 는 k 번째 영역을 나타내고 $|R_k|$ 는 k 번째 영역의 화소수를 나타낸다. 국부분산이 작으면 과립 화소의 경우 국부상관계수가 불안정하게 과대 추정되는 것을 방지하기 위하여, (3)식에서는 국부분산 $\sigma_{i,j}$ 가 Th_1 보다 작으면 국부상관계수의 평균 변화량 V_k 의 계산에서 배제하고 있다. 다음, 각 영역의 모든 화소에 국부상관계수의 영역당 평균변화량으로 다음과 같이 채워 넣는다.

$$V(i, j) = V_k, \quad (i, j) \in R_k \quad (4)$$

그림 1의 국부상관계수의 평균변화량의 영역별 채움 블록의 출력단에서는 Lena 영상에 대한 결과를 보여주고 있다.

2.4 질감특징의 역치 결정 및 역치화

분할된 각 영역에 대하여 국부상관계수의 평균 변화량을 역치화하여 질감영역을 추출시, 영상마다 밝기 분포 및 대비가 다르기 때문에 각 영상에 적합한 역치를 결정하는 것이 무엇보다도 중요하다. 본 논문에서 사용한 반복 역치 선택법^[1]은 다음과 같이 수행된다.

- ① 단계 $t=0$ 로 놓고 초기 역치 T^0 를 정한다.
- ② $V(i, j)$ 에 대해서 T^t 로 질감영역과 평탄영역으로 이진화하여 μ_1^t 와 μ_2^t 를 구한다.

$$\mu_1^t = \frac{\sum_{(i,j) \in T^t} V(i, j)}{\sum_{(i,j) \in T^t} 1} \quad (5)$$

$$\mu_2^i = \frac{\sum_{v(i,j) \geq T} V(i,j)}{\sum_{v(i,j) \geq T} 1} \quad (6)$$

$$\textcircled{3} T = \frac{\mu_1^i + \mu_2^i}{2}$$

④ $T^i = T$ 가 아니면 $i \leftarrow i+1, T^i \leftarrow T$ 로 하여 ②를 다시 수행하고 같으면 질감영역 추출을 위한 그림 1의 역치 Th 를 T^i 로 한다.

이렇게 구한 Th 로 국부상관계수의 평균 변화량으로 채워진 영역을 역치화하여 최종적으로 질감영역을 구한다. (5),(6)식의 계산시 $V(i,j)$ 대신에 $V(i,j)$ 의 히스토그램을 사용하면 수행속도를 크게 향상시킬 수 있다. 그림 1의 역치화 블록의 출력단에서는 Lena 영상에 대한 질감영역 추출의 결과를 보여주고 있다.

III. 실험 결과 및 고찰

제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 8비트 256x256화소로 이루어진 시험 영상들을 사용하였다. 그림 2에서 (a)는 Woman 영상이고, (b)와 (c)는 R-D기반 분할법과 RSST 분할법을 사용하여 100개의 영역으로 분할한 영역맵이다. 두 영역맵의 영역수는 동일하지만 (b)에서는 유사한 질감 성질을 갖는 영역들이 대체로 큰 덩어리로 분할된 데 비해 (c)에서는 밝기값의 차이에만 근거하여 분할한 결과 유사한 질감을 가졌다더라도 수많은 영역들로 분리되는 것들이 많음을 볼 수 있다.

그림 3은 Woman 영상에 대하여 국부상관계수의 변화량, 국부분산, 전역분산(global variance), 전역상관계수(global correlation coefficient)의 변화량을 구하여 얻은 영상들을 보여준다. (a)는 3x3크기의 창과 Th_1 을 $\sqrt{20}$ 으로 두고 화소별로 얻은 결과이고 (b)의 국부분산은 3x3창으로 화소별로 얻은 결과이다. (c), (d)는 R-D기반 분할법으로 분할된 영역당 얻은 결과이다. 여기서 질감 특징들의 값이 클수록 어떻게 표현하였다. (a)의 국부상관계수 변화량은 머리카락내의 머릿결이 전체적으로 잘 나타남을 알 수 있다. (b)의 국부분산은 에지 연산자에 의한 기울기(gradient)값과 유사한 특성을 보이고 있는데, 밝기차가 큰 에지 부분에서는 특징값이 매우 크게 나타나지만 머릿결에 의한 질감은 작게 나타남을 알 수 있다. (c)의 전역분산은 영역내의 분산



(a)



(b)



(c)

그림 2. Woman 영상 및 영역맵 : (a) 시험 영상, (b) R-D 기반 영역맵, (c) RSST에 의한 영역맵

을 나타내므로 대비가 작은 질감영역은 값이 작게 나타난다. 그리고 (d)의 전역상관계수 변화량은 화소의 밝기가 서서히 변하는 영역에서도 값이 크게 나타난다.



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 3. Woman에 대하여 얻은 특징값 영상들 : (a) 국부상관계수 변화량, (b) 국부분산, (c) 전역분산, (d) 전역상관계수 변화량

그림 4는 그림 3의 특징값들에 대하여 R-D기반 분할법과 반복 역치 선택법을 적용하여 질감영역을 추출한 결과를 보여준다. (a)는 제안한 질감 특징으로 얻은 결과영상으로 Woman 영상의 질감에 해당

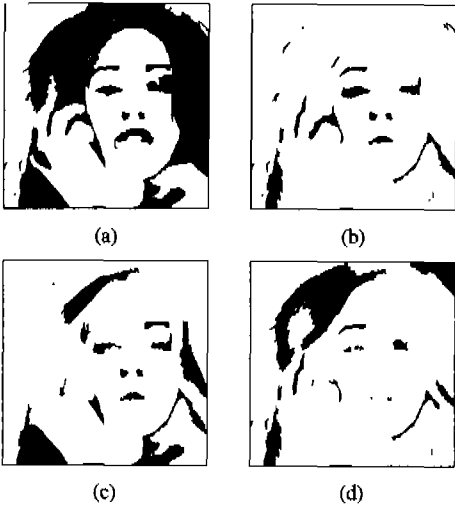


그림 4. R-D기반 분할법과 반복 역치 선택법에 의하여 추출된 질감영역들: (a) 국부상관계수 변화량, (b) 국부분산, (c) 전역분산, (d) 전역상관계수 변화량

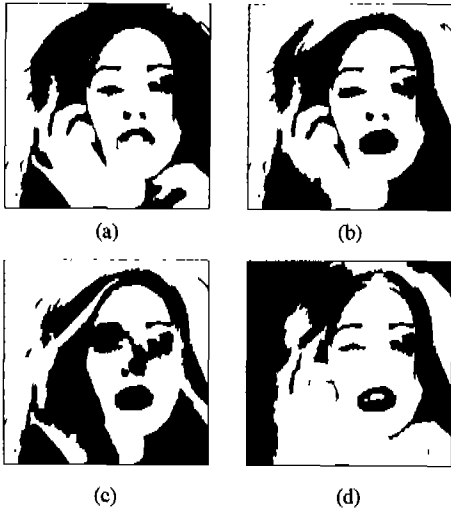


그림 5. R-D기반 분할법과 질감영역 대 비질감영역의 비율이 일정하도록 결정된 역치들에 의하여 추출된 질감영역들: (a) 국부상관계수 변화량, (b) 국부분산, (c) 전역분산, (d) 전역상관계수 변화량

하는 머리카락 영역을 전체적으로 잘 추출해낼 수 있다. 반면 (b)의 국부분산과 (c)의 전역분산은 정규화된 양이 아니므로 대비 변화가 큰 일부 영역만 질감으로 추출하였다. (d)의 전역상관계수 변화량은 (a)의 제안한 특징과는 달리 머리카락 영역을 부분적으로만 추출하고 있다.

그림 5는 그림 3의 특징값들에 대하여 R-D기반 분할법과 강제적으로 질감영역과 비질감영역의 비율이 일정값을 갖도록 결정된 역치들을 사용하여 질

감영역을 추출한 결과를 보여준다. 이때의 비율은 그림 4(a)의 비율을 사용하였기 때문에 그림 4(a)와 그림 5(a)는 같은 결과이다. 이 실험은 반복 역치 선택법의 적용이 적절치 않은 나머지 특징들에 대해서도 공정한 비교를 하기 위한 것이다. (b)는 머리카락 위 부분을 질감으로 추출하지 못하고 왼손 부분이 질감영역으로 추출되었다. (c)도 머리카락 윗부분 전체를 질감으로 추출하지 못하고 손부분은 오히려 질감으로 추출되었다. 그리고 (d)는 머리카락 윗부분을 질감영역으로 추출하지 못하고 오히려 배경영역을 질감영역으로 추출함을 볼 수 있다.

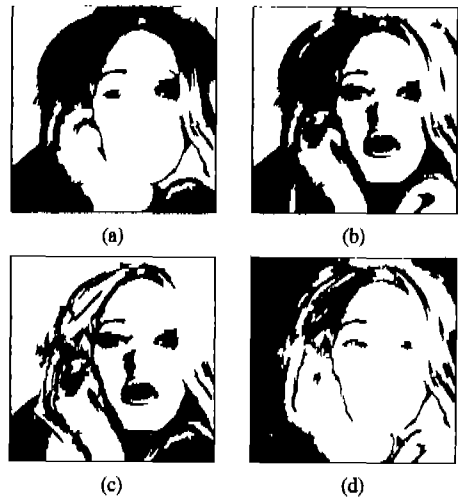


그림 6 RSST 분할법과 반복 역치 선택법에 의하여 추출된 질감영역들: (a) 국부상관계수 변화량, (b) 국부분산, (c) 전역분산, (d) 전역상관계수 변화량

그림 6은 그림 3의 특징값들에 대하여 RSST 분할법과 반복 역치 선택법을 적용하여 질감영역을 추출한 결과를 보여준다. (a)는 (b),(c) 및 (d)의 결과영상보다는 질감영역을 잘 추출하고 있지만, 그림 5(a)의 제안한 방법으로 구한 결과 영상과 비교하면 일부 머리카락을 질감으로 추출하지 못함을 알 수 있다. (c),(d)도 질감영역을 잘 나타내지 못한다. 이러한 결과에서 보듯이 동일한 질감특징을 사용하였다 할지라도 사용된 영상분할법에 따라 결과영상이 좌우되므로 질감영역 추출에 적합한 영상분할법을 사용하는 것이 중요함을 알 수 있다.

제안한 알고리즘의 성능을 다양한 영상들에 대해 평가하기 위하여 그림 7과 같은 8비트 256x256화소로 이루어진 Lena, Elaine, Face, Camera, Bsail, Tree, Tank 그리고 Jet 시험영상을 사용하였다.

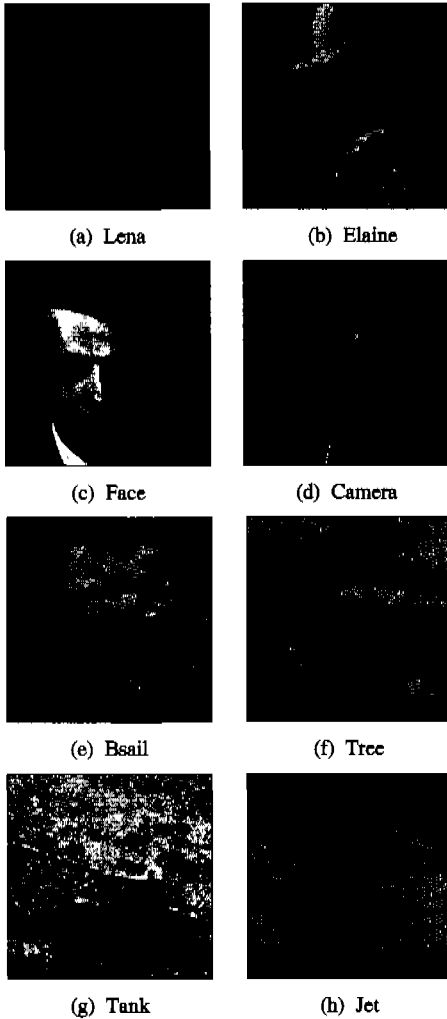


그림 7. 다양한 질감영상들

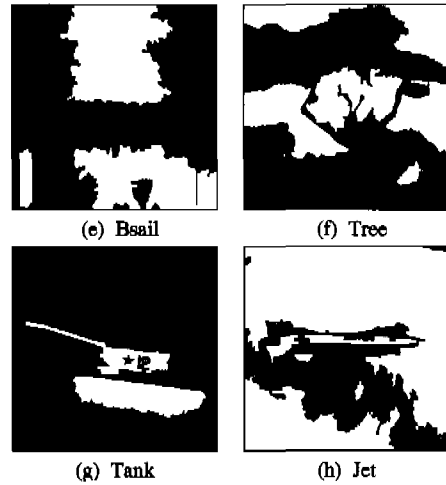
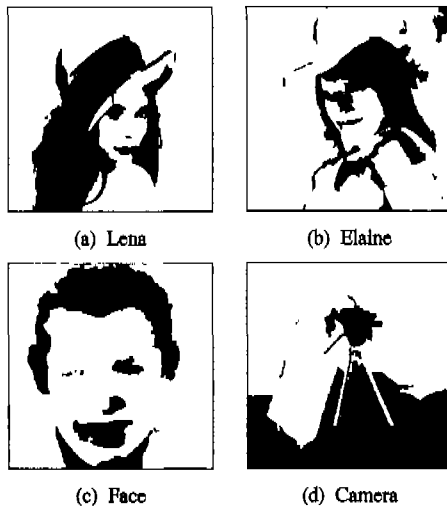
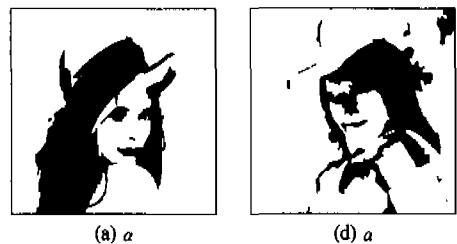


그림 8. 다양한 영상들에 대하여 제안한 알고리즘에 의하여 추출된 질감 영역들

그림 8은 제안한 알고리즘을 그림 7의 시험영상들에 적용하였을 때 추출된 질감영역을 보인 것이다. 전반적으로 질감영역들을 잘 추출함을 알 수 있다. (a)는 Lena의 모자 깃털과 머리카락 그리고 모자피의 잔 주름이 질감으로 추출되었다. (b)와 (c)의 결과영상에서는 머리카락부분이 뚜렷하게 질감으로 추출하였다. (d)는 잔디와 건물 그리고 주름잡힌 바지가 질감으로 추출되었다. (e)에서는 나무와 산림지역이 (f)에서는 나무, 바위, 풀이 질감으로 잘 추출되었다. (g)에서는 탱크 아래부분의 잔디는 대비가 큰 반면 탱크 위에 있는 잔디영역은 대비가 작지만 모두 질감영역으로 추출되었으며 탱크의 포신과 포탑이 평탄영역으로 추출되었다. (h)는 산과 비행기의 일부분이 질감으로 추출되었다.

그림 9는 역치에 따른 제안한 질감영역 추출법의 안정성을 조사하기 위하여 수행된 실험의 결과이다. 반복 역치 선택법에 의해 얻은 역치값을 a 라 할 때, R-D기반 영역맵과 a , $1.3a$, $1.6a$ 로 점진적으로 증가된 역치를 사용하여 얻은 영상들이다. 역치의 증가에 따라 약한 질감영역이 점진적으로 사라지는 것을 볼 수 있다.



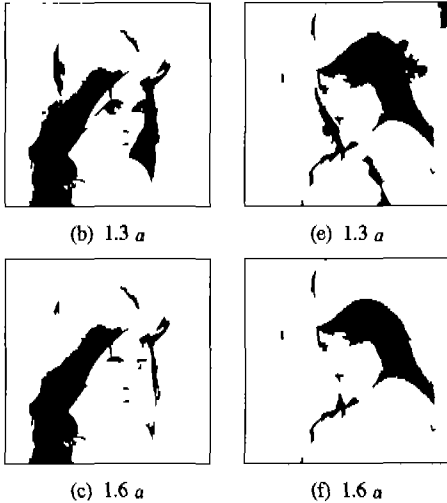


그림 9 역치의 증가에 따른 추출된 질감영역의 변화

IV. 결론

본 논문에서는 질감영역을 추출하기 위하여 국부상관계수의 영역 평균변화량을 질감특징으로 사용하는 효율적인 알고리즘을 제안하였다. 여기서는 국부상관계수의 평균 변화량은 질감영역에서는 대체로 크고 평탄영역에서는 대체로 작게 나타나는 특성을 질감영역 추출에 이용하였다. 그리고 영상분할법으로는 R-D기반 분할법을 사용하였고, 질감영역의 여부를 판단하는 역치는 반복 역치 선택법을 사용하여 결정하였다.

실험 결과, 제안한 질감특징은 다양한 영상에서 질감 영역을 잘 추출함을 알 수 있었고, 국부분산, 전역분산, 전역상관계수 변화량과 같은 특징으로 구한 결과들과 비교하였을 때에도 우수한 성능을 보임을 알 수 있었다. 또한, 제안한 국부상관계수의 변화량은 질감의 특성을 잘 반영하고 영상내의 국부적인 대비 변화에도 강한 특성이 보임을 확인하였다. 각 영역의 질감 여부를 판단하는 역치를 반복 역치 선택법으로 구하여 적용한 결과 다양한 영상에 적용적으로 질감 영역을 잘 추출함을 보았다. 그리고 역치를 점진적으로 증가하여 적용하여도 질감영역이 안정적으로 추출됨을 볼 수 있었다. 끝으로 동일한 질감특징을 사용하였다 할지라도 사용된 분할법에 따라 결과가 달라짐을 알 수 있었고, R-D기반 분할법은 질감영역 추출에 적합한 것임을 알 수 있었다.

참고 문헌

- [1] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, Addison- Wesley, 1992.
- [2] C. W. Lim, N. C. Kim, and S. C. Jun, "Rate-distortion based image segmentation using recursive merging," to appear on *IEEE Trans. on CSVT* on Apr. 2000.
- [3] 정춘식, 임채환, 김남철, "질감 근사화 및 반복적 병합을 이용한 유효곡 기반 영상분할," *한국통신학회 논문지*, 제25권 제1B호, pp. 156-166, 2000년 1월.
- [4] F. G. B. De Natale, G. S. Desoli, and D. D. Giusto, "Polynomial approximation and vector quantization : a region-based integration," *IEEE Trans. on Commun.*, vol. 43, no. 2/3/4, Feb./Apr./Mar. 1995.
- [5] O. Kwon and R. Cellappa, "Segmentation-based image compression," *Optical Engineering*, vol. 32, no. 7, July 1993.
- [6] F. Tomita and S. Tsuji, *Computer Analysis of Visual Textures*, Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, 1990.
- [7] O. J. Morris, M. D. Lee, and A. G. Constantinides, "Graph theory for image analysis: An approach based on the shortest spanning tree," *IEEE Proc.*, vol. 133, no. 2, pp. 146-152, Apr. 1986.

서 상 용(Sang Yong Seo)

정회원



1985년 2월 : 경북대학교 전자공학과 (공학사)
 1988년 2월 : 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
 1991년 2월~현재 : 한국통신 연구개발원

1996년 3월~현재 : 경북대학교 대학원 전자공학과 박사 과정

<주관심 분야> 영상처리, 영상압축, 컴퓨터비전

