

모멘트와 동차성 특징 결합에 의한 텍스처 영상 분할

모 문 정[†] · 임 종 석^{††} · 이 우 범^{†††} · 김 옥 현^{††††}

요 약

영상 처리는 크게 영상에 내재된 특성값을 얻어내는 영상분석과, 동일한 성질의 영상을 분류하는 영상분류의 두단계로 이루어진다. 본 논문에서는 텍스처에 내재된 일반적인 속성인 거침과 부드러움의 특성 추출을 통해서 영상에 포함된 다양한 텍스처를 자동적으로 인식하고 분류하는 방법을 제안한다. 특성추출은 텍스처 영상이 지닌 그레이 레벨의 공간적인 의존성을 이용한 통계적 분석에 기반한 것으로 모멘트와 동차성의 조합을 통해서 일반적인 텍스처의 속성을 검출하기 때문에 텍스처의 구조형태에 크게 영향을 받지 않는 이점을 가지고 있다. 거친 텍스처일수록 강하게 반응하는 모멘트와 부드러운 텍스처일수록 강하게 반응하는 동차성의 차를 이용하기 때문에 보다 뚜렷한 텍스처 분할이 가능하다. 제안한 시스템의 성능 평가를 위해서 다양한 텍스처 영상에 제안한 방법을 적용하고, 성공적인 결과를 보인다.

Texture Images Segmentation by Combination of Moment & Homogeneity Features

Moon-Jung Mo[†] · Jong-Seok Lim^{††} · Woo-Beom Lee^{†††} · Wook-Hyun Kim^{††††}

ABSTRACT

Image processing consist of image analysis and classification. The one is extracting of feature value in the image. The other is segmentation of image that have same property. A novel approach for the analysis and classification of texture images based on statistical texture-primitive extraction are proposed. In this approach, feature vector extracting is based on statistical method using spatial dependence of grey level and use general texture property. It is advantageous that not effected on structure and type of texture. These components describe the amount of roughness and softness of texture images. Two features, Moment and Homogeneity, are computed from GLCM(gray level co-occurrence matrices) of the texture primitive to characterize statistical properties of the image. We show the successful experimental results by consideration of these two components for the analysis and classification to regular and irregular texture images.

1. 서 론

현대사회에서 컴퓨터는 이제 더 이상 숫자·문자정

보의 입·출력만을 위한 수단이 아니며 문자, 도형, 음성, 음향, 정지영상, 동영상 등 다양한 표현형식을 통해서 원하는 정보를 얻는다. 영상 처리란 영상을 카메라나 스캐너 등을 통하여 전자적으로 얻은 후, 여러 가지 목적에 따라 다양한 알고리즘을 적용하여 처리하는 것이다. 1960년대부터 시작된 이러한 영상처리 작업은 최근 섬유산업, 공장자동화, 문서 처리, 의료 진단 영상

† 준 회 원 : 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과
†† 준 회 원 : 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과
††† 준 회 원 : 대구과학대학 컴퓨터공학과 교수
†††† 정 회 원 : 영남대학교 전자정보공학부 교수
논문접수 : 2000년 1월 13일, 심사완료 : 2000년 10월 18일

시스템 등의 여러 응용분야에서 실용화되고 있으며, 특히 컴퓨터 비전에 대한 관심이 증대됨에 따라 텍스처 분할에 대한 연구가 증대되고 있다.

텍스처를 인식하고 분류하는 방법은 크게 구조적 방법[1-3], 신호처리 방법[3-6], 통계적 방법[3, 7-10]으로 구분된다. 구조적 방법은 일정한 패턴의 반복이라는 가정 하에 적용되는 방법으로 텍스처의 구성 요소 검출을 통해서 분석하는 방법으로 구조적 텍스처의 경우에 좋은 결과를 나타내지만, 비구조적인 텍스처 처리에는 많은 어려움이 따른다. 주파수 영역에서 특징 스펙트럼 분석에 기반한 신호 처리 방법은 비구조적인 텍스처의 분류에서도 효율적인 성능을 나타내지만, 복잡한 계산량 때문에 많은 처리 시간을 요구한다. 그리고 텍스처 영상이 지닌 그레이 레벨의 공간적인 의존성을 이용하는 통계적 방법은 텍스처의 거침, 부드러움 정도를 측정하는 방법으로, 대부분의 텍스처는 규칙적인 무늬의 연속으로 표현할 수 있는 기하학적인 규칙성을 가지고 있지 않기 때문에 통계적 방법에 의해서 가장 잘 묘사할 수 있다. 따라서, 본 논문에서는 통계적 방법을 기반으로 해서, 거친 텍스처에 대해서 강하게 반응하는 모멘트와 부드러운 텍스처에 대해서 강하게 반응하는 동차성을 조합하는 방법을 제안한다.

본 논문에서는 텍스처의 구조나 무늬에 영향을 받지 않고 텍스처를 분류하기 위해서 중첩되는 영역을 포함하는 국소영역별 특성값추출과 추출된 특성값을 결합하는 방법에 의해서 영상에 내재된 텍스처를 분석하고 분류하는 방법을 제안한다.

2. 통계적 방법

통계적 방법은 사막, 잡초 등의 요소와 같이 규칙이 확실하지 않은 것을 분석하는데 유효하며, 그 영상의 통계적 성질에 대한 특징을 기술하기 때문에 텍스처들의 거침, 부드러움, 규칙성과 같은 일반적인 속성을 검출하는데 효과적인 방법이다. 통계적인 방법에서는 GLCM, 엔트로피, 대비, 모멘트, 동차성 등이 분류를 위한 방법으로 사용된다.

2.1 GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix)

GLCM $G[i, j]$ 는 먼저 변위 벡터 $d = (dx, dy)$ 를 결정하고 명도 i 와 j 를 갖고 d 만큼 떨어져 있는 모든 픽셀들의 쌍을 계산하여 생성된다. 예를 들어 명도 0, 1,

2를 가지는 영상을 가정할 경우 모두 3개의 명도가 있으므로 GLCM $G[i, j]$ 은 3×3 행렬이 된다. 그 픽셀 쌍 중에서 첫 번째 픽셀의 값이 i 이고, 두 번째 픽셀은 첫 번째 픽셀로부터 d 만큼 떨어져 있으면서 값이 j 인 픽셀 쌍의 개수를 세어서 이 값을 $G[i, j]$ 의 i 번째 행과 j 번째 열에 넣는다. (그림 1)은 입력영상에 $d = (0, 1)$ 을 적용한 GLCM 결과를 나타낸다

0	0	1	1	0
0	0	1	1	0
1	0	0	1	1
0	2	2	2	0
1	2	2	1	1

(a) 입력영상

	0	1	2
0	3	3	1
1	3	4	1
2	1	1	3

(b) GLCM 결과

(그림 1) 입력영상에 $d = (0, 1)$ 을 적용한 GLCM 결과

2.2 모멘트 (Moment)

모멘트란 어떤 축을 기준으로 한 값들의 분포 척도로서, 영상 처리에서는 2차 모멘트를 이용하여 그레이 레벨의 분포를 기술하는데 사용한다. 모멘트는 스칼라 양이고 패턴 인식이나 패턴 해석에서 대상 물체를 기술하는 우수한 특성이 되기도 한다. 일반적으로 GLCM을 이용한 모멘트는 다음과 같다.

$$M = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i-j)^k G[i, j] \tag{1}$$

식 (1)에서 변수 N 은 영상의 그레이 레벨, 변수 i, j 는 GLCM에서의 좌표값, $G[i, j]$ 은 GLCM, k 는 모멘트의 차수를 의미한다. 위의 식에서 모멘트는 거친 텍스처일수록 강하게 반응하는 특성을 나타낸다.

2.3 동차성 (Homogeneity)

동차성은 또다른 통계적 특성값이며, 모멘트와 상대적인 개념으로 텍스처의 부드러움 정도를 측정하는 방법으로, 영상의 명도 차가 적을 경우에 높은 반응을 나타내게 된다. 식 (2)은 GLCM을 이용한 동차성을 나타내며, 각 변수는 모멘트의 경우와 동일하다. 동차성은 모멘트와 상대적으로 부드러운 텍스처일수록 강하게 반응하는 특성을 가진다.

$$H = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{G[i, j]}{1+|i-j|} \quad (2)$$

식 (2)와 같이 GLCM의 값을 그 좌표값의 차로 나누기 때문에 좌표값의 차가 적을수록 동차성은 높은 값을 가진다. 즉, 동차성은 영상에서 명도차가 적은 부드러운 텍스처일수록 높은 값을 가지기 때문에 부드러운 특성의 텍스처 검출에 유용하게 사용된다. 본 논문에서는 이와 같은 GLCM에 기반한 모멘트와 동차성의 서로 다른 두 특성값을 결합하는 방법에 의해서 텍스처에 내재된 속성을 검출한다.

3. 텍스처 인식 시스템

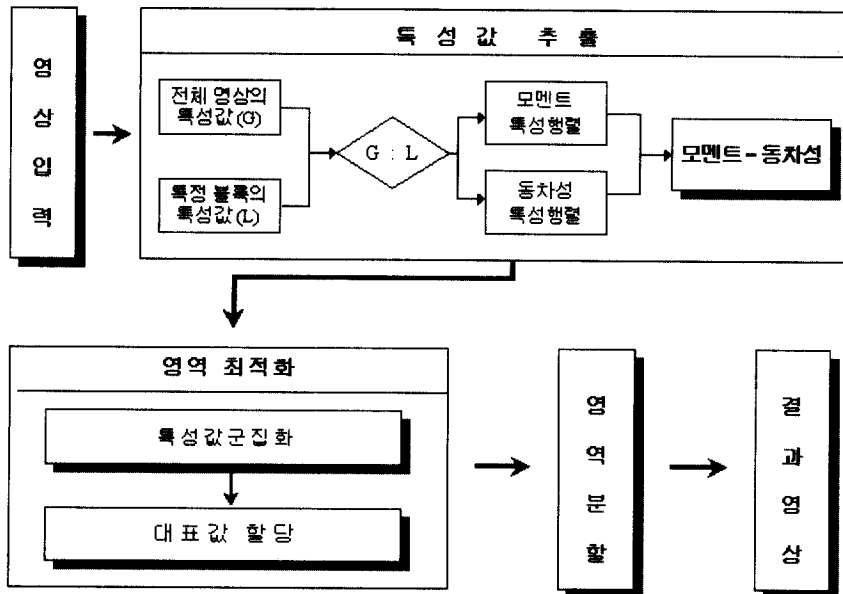
본 장에서는 앞에서 설명한 통계적 방법을 이용해서

영상에 내재된 다양한 텍스처들을 자동으로 인식하고 분류하는 텍스처 인식 시스템을 설계한다. 영상에 내재된 텍스처들의 속성을 검출하기 위한 특성값 추출 단계와 영역을 최적화 하기 위한 특성값 군집화 단계, 대표값 할당 단계를 설명하고, 각 텍스처의 특성값과 분포를 파악하기 위한 영역분할 단계를 기술한다. 본 논문에서 제안한 텍스처 인식 시스템은 전체 4단계로 구성되며 시스템의 전체 구성도는 (그림 2)와 같다.

3.1 특성값 추출

본 논문에서는 텍스처 분류 방법 선택에서 발생하는 오류를 최소화하기 위해서 GLCM에 기반한 모멘트와 동차성의 조합을 이용해서 특성값을 추출한다. 물체를 감별하는 지표로서 물체 표면의 결은 중요한 변수로 작용하며, 거침정도나 부드러움 정도를 측정하는 통계적 방법은 텍스처의 일반적인 속성을 검출하는데 가장 효율적인 방법이라 할 수 있다.

먼저, 각 텍스처가 가지고 있는 거침 정도나 부드러움 정도를 측정하기 위해서, 입력 영상이 주어지면 변위 $d = (dx, dy)$ 에 대한 전체 영상의 GLCM을 구하고, 이 GLCM을 이용해서 전체 모멘트(M_{global})와 동차성(H_{global})을 계산한다. 그 다음, 일정한 크기의 무늬가 반복되는 텍스처에 대해서도 분류가 가능하도록 하기



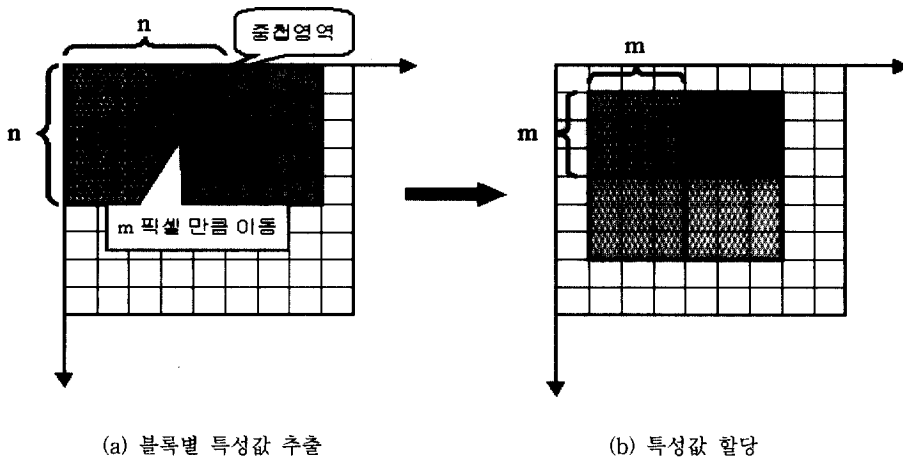
(그림 2) 텍스처 인식 시스템 구성도

위해서 일정한 크기의 블록별로 GLCM을 구해서 블록별 모멘트(M_{local})와 동차성(H_{local})을 계산해서, 전체 영상에 대한 모멘트와 동차성의 특성행렬을 생성한다. 모멘트 특성 행렬을 생성하기 위해서, M_{local} 값이 M_{global} 값보다 큰 경우에는 각 블록의 중심에 M_{local} 값을 할당하고, 그렇지 않다면 0을 할당한다. 그 이유는 모멘트는 거친 텍스처에 대해서 강하게 반응하는 특성이 있기 때문에, M_{local} 값이 M_{global} 값 보다 큰 값만을 할당하게 되면 영상에 내재된 텍스처 중에서도 거친 속성이 강한 텍스처들만 추출된다. 동차성 특성 행렬도 동일한 방법으로 생성되는데, 동차성은 모멘트와 상대적으로 부드러운 텍스처에 대해서 강하게 반응하는 특성이 있기 때문에, H_{local} 값이 H_{global} 값보다 큰 값만을 할당하게 되면 영상에 내재된 텍스처 중에서도 부드러운 속성이 강한 텍스처만 추출된다.

(그림 3)은 특성행렬 생성과정을 보여주는데, (a)와 같이 $n \times n (=16 \times 16)$ 픽셀 크기의 블록에 대한 특성값 $M_{local}(H_{local})$ 을 구하고, 전체영상에서 얻어진 특성값 $M_{global}(H_{global})$ 과 비교해서 $M_{local}(H_{local})$ 값이 클 경우에는 (b)와 같이 각 블록의 중심에 해당되는 $m \times m$ 픽셀 크기의 블록에 $M_{local}(H_{local})$ 을 할당하고 그렇지 않다면 0을 할당한다. 두 번째 블록의 특성값을 구하기 위해서 (그림 3a)와 같이 국소영역이 중첩되도록 $m(=5)$ 픽셀 만큼 시프트 해서 특성값을 계산하고, (b)의 두 번째 블록에 할당하게 된다.

알고리즘 1의 step 3에서 각 블록별 특성값을 얻기 위해 $n \times n (=16 \times 16)$ 블록에서 특성값을 계산하고 얻어

진 특성값을 $n \times n$ 블록의 중심 $m \times m (=5 \times 5)$ 블록에 할당한다. 할당되는 영역보다 넓은 영역에서 특성값을 계산함으로써 통계적 방법의 공간적인 의존성을 효율적으로 이용할 수 있다. 블록별 특성값을 얻기 위한 영역과 얻어진 특성값을 할당하는 블록 영역이 동일할 경우 영역의 크기에 의존하게 되므로, 블록별 영역을 크게 할 경우 다른 텍스처 영역과 교차되는 부분을 또 다른 텍스처 영역으로 인식하는 문제점이 발생할 수 있으며, 블록별 영역을 작게 할 경우 일정한 무늬가 반복되는 텍스처에 대해서는 동일한 텍스처로 인식하지 못하는 문제점이 발생할 수 있다. 따라서, 국소영역이 중첩되도록 함으로써 통계적방법의 특성인 공간적인 의존성을 보다 효율적으로 이용하게 되므로 일정한 무늬가 반복된 텍스처에 대해서도 크게 영향을 받지 않는다. 전체영상에 대한 블록별 특성값이 추출될 때까지 동일한 방법으로 반복 수행된다. 모멘트와 동차성의 특성행렬이 생성되면, 두 특성행렬의 값들을 동일한 범위로 선형 변환하는 과정을 거친다. 식 (1)과 식 (2)의 방법에 의해서 모멘트와 동차성을 구하게 되는데, 모멘트는 GLCM에서 좌표 값의 제곱을 GLCM에 곱해주고, 동차성은 GLCM을 그 좌표 값의 차로 나누어주기 때문에 두 특성값의 범위가 동일하지 않다. 두 특성 행렬의 표현 범위가 다르면 거친 텍스처와 부드러운 텍스처를 정확히 비교 할 수 없기 때문에 두 특성 행렬의 범위를 동일한 범위로 선형 변환한다. 특성값 추출을 위한 마지막 단계로 모멘트 특성행렬과 동차성의 특성 행렬의 차를 실제 특성값 추출 결과 영



(그림 3) 특성 행렬 생성

상에 적용한다. 모멘트 특성 행렬과 동차성 특성 행렬의 차를 이용하게 되면 거친 텍스처는 부드러운 텍스처에 비해서 높은 값을 가지게 되므로 거친 텍스처와 부드러운 텍스처들이 보다 명확히 구별된다.

[알고리즘 1: 특성값 추출]

알고리즘에 사용되는 변수들은 다음과 같다

- i, j GLCM G의 좌표값
- x, y 영상에서의 위치
- n 블록별 특성값을 얻기 위한 블록 크기
- m 블록별 특성값 할당을 위한 블록 크기
- M[x, y] 모멘트 특성행렬
- H[x, y] 동차성 특성행렬
- F(x, y) 결과 영상

step 1: 전체영상에 대한 GLCM을 구해서 모멘트 (M_{global})와 동차성 (H_{global})을 계산한다.

$$M_{global} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i-j)^2 G[i, j]$$

$$H_{global} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{G[i, j]}{1+|i-j|}$$

step 2: 전체 영상에 내재된 각 텍스처의 특성값이 얻어질 때까지 step 3~4를 반복 수행되며, m 픽셀만큼 시프트된다.

step 3: 각 블록별 GLCM을 구하고, 모멘트 M_{local} 와 동차성 H_{local} 을 계산한다.

$$M_{local} = \sum_{i=x}^{x+n} \sum_{j=y}^{y+n} (i-j)^2 G[i, j]$$

$$H_{local} = \sum_{i=x}^{x+n} \sum_{j=y}^{y+n} \frac{G[i, j]}{1+|i-j|}$$

step 4: 특성값을 각 블록의 중심위치에 할당한다.

if $M_{local} > M_{global}$ then $M[x, y] = M_{local}$
 else $M[x, y] = 0$
 if $H_{local} > H_{global}$ then $H[x, y] = H_{local}$
 else $H[x, y] = 0$

step 5: 얻어진 모멘트와 동차성의 차는 현재위치(x, y)에서 (x+m, y+m)에 속하는 모든 블록에 할당된다.

$$F[x, y] = M[x, y] - H[x, y]$$

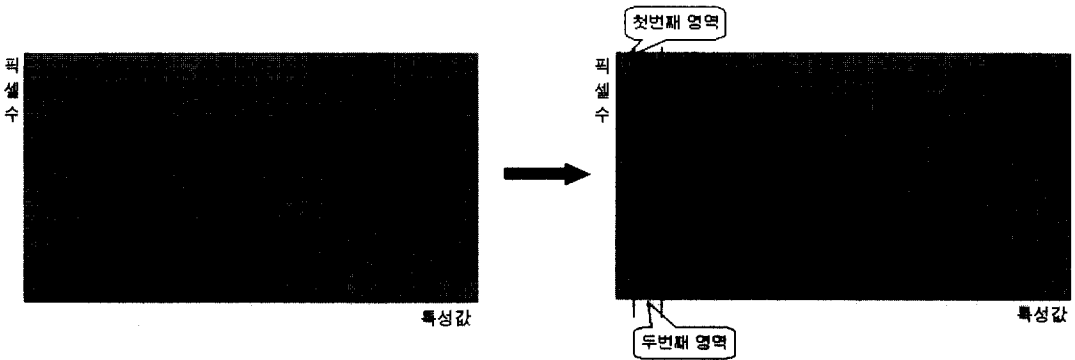
3.2 특성값 군집화

텍스처 분류 작업에서 분류할 대상이 적을수록 효율적인 텍스처 분류가 이루어지게 된다. 일반적으로 특성값 추출 과정만을 통해서는 분류할 대상의 범위(수)를 정확히 제한 할 수 없기 때문에 특성값 군집화 단계에서는 보다 효율적인 분류작업을 위해서 분류할 대상의 범위를 축소하는 작업을 수행한다. 동일한 영역에서 발생하는 값들을 그 영역의 피크 값으로 대체시킴으로써 분류할 대상의 범위를 축소하게 된다.

일반적으로 어떠한 영역이 동일한 영역인지를 인지하기 위해서 특성값 히스토그램을 사용하는데, 히스토그램은 영상의 강도(또는 특성값)에 대한 내용을 요약한 것으로서, 각 강도(또는 특성값)에 해당되는 픽셀들의 개수를 나타낸다. 이러한 히스토그램은 영상이 적절하게 디지털화 되었는지를 나타내주는 시각적인 지표로 사용할 수 있으며, 물체와 배경을 분리하기 위해서 어떤 임계치를 찾는데 유용하게 사용된다. 물체와 배경을 분리하기 위한 임계치 선택 방법은 일반적으로 히스토그램에서의 피크와 골을 찾아서 선택한다. 특성값 군집화 단계에서는 이러한 히스토그램의 특성을 이용해서 각 영역의 피크 값을 찾고, 동일한 영역을 그 영역의 피크값으로 대체시킨다. 각 영역을 분리하기 위한 임계치 선택 방법은 히스토그램에서의 피크와 골을 찾아서 선택한다. 특성값 군집화 단계에서는 이러한 히스토그램의 특성을 이용해서 각 영역의 피크 값을 찾고, 동일한 영역을 그 영역의 피크값으로 대체시킨다.

각 영역의 피크 값을 찾기 위해서 먼저 특성 행렬의 특성값들을 히스토그램으로 표현하고, 특성행렬에 대한 히스토그램이 얻어지면 각 영역을 구분하기 위해서 피크와 골찾는다. 현재 골에서 다음 골을 만날 때까지 하나의 영역으로 간주하는데, 다음 골을 찾기 위한 방법으로 본 논문에서는 히스토그램 분포의 기울기(픽셀들의 중·값)을 이용한다. 먼저 골로 판정하기 위한 조건은 다음과 같다.

- ① 특성값 히스토그램에서 왼쪽에서 오른쪽으로 이동하면서 픽셀의 수가 증가(감소) 되었다면 다음 위치에서는 픽셀의 수가 감소(증가) 되어야 한다.
- ② 동일한 영역에서 발생하는 작은 변화에 영향을 받지 않도록 하기 위해서 ①의 조건이 만족된다면, 변화가 있는 부분에서 픽셀수가 적절한 임계치 이상이 되어야 한다.



(a) 특성값 추출후의 히스토그램 분포

(b) 특성값 균집화후의 히스토그램 분포

(그림 4) 히스토그램 분포

조건 ①에서는 특성값 히스토그램에서 각 영역을 구분하며, 조건 ②는 임계치 (= 80)를 적용해서 동일한 영역에서의 작은 변화를 무시함으로써 분류할 대상의 범위를 축소하게 된다. 여기에 사용된 임계치는 실험을 통해서 얻어진 수치이며, 본 실험에서는 매우 작은 텍스처를 포함하는 영상은 적용되지 않았기 때문에 하나의 영역으로 분류하기 위해서는 그 영역이 최소한 80 픽셀이상이 되어야한다.

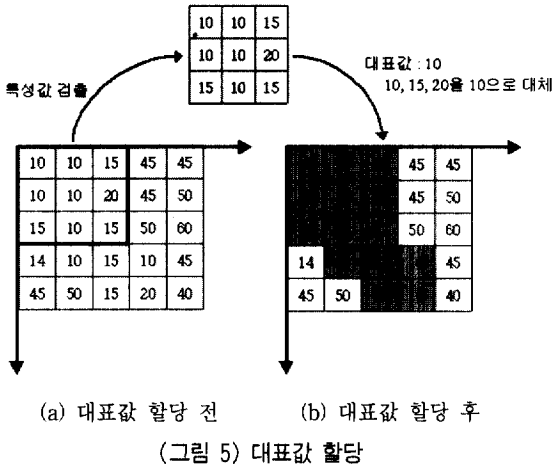
이와 같은 조건을 이용해서 각 영역들이 구분되며, 하나의 영역으로 인식된 부분에서 그 영역의 피크값을 찾고, 이 영역에 해당되는 범위의 특성값들을 얻어진 피크값으로 대체함으로써, 분류되어야 할 대상의 범위를 좁히게 된다. (그림 4a)는 실험영상에 대한 특성값 히스토그램 분포의 예를 나타내며, (그림 4b)는 동일한 실험 영상의 특성값 균집화에 대한 히스토그램 결과를 나타내며, 각 영역별로 균집화되는 과정을 확인할 수 있다.

3.3 대표값 할당

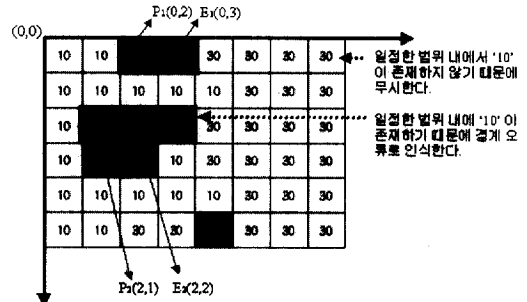
특성값 균집화 과정에 의해서 분류할 대상의 범위는 축소되었지만, 아직까지 각 텍스처들을 명확히 구분하기는 어렵기 때문에 영상에 내재된 각 텍스처들을 대표할 수 있는 대표값 추출이 필요하다. 특성값 균집화 과정을 통해서 영상에 존재하는 텍스처들은 각 텍스처를 대표할 수 있는 몇몇 특성값만이 반복적으로 분포되기 때문에 각 텍스처에 분포된 특성값의 분포를 통해서 각 텍스처를 대표할 수 있는 대표값을 구하고, 각 텍스처들의 영역을 대표값으로 대체하는 대표값 할

당과정을 통해서 영상에 내재된 텍스처들의 형태뿐만 아니라 수도 명확히 파악된다. 먼저, 각 텍스처에 내재된 특성값의 형태를 파악하기 위해서 $k \times k$ 픽셀 크기의 블록에서 발생하는 특성값을 검출하고, 검출된 특성값 중에서 가장 빈번하게 발생하는 대표값(최빈값)을 계산한다. 단, 가장 왼쪽 상단부분에서 대각선 방향으로 시작되는 텍스처가 없다고 가정한다. $k \times k$ 픽셀 크기의 블록을 하나의 텍스처 영역으로 간주하고, 이 $k \times k$ 픽셀 크기의 블록과 동일한 텍스처 영역을 찾기 위해서, 전체영상 중에서 $k \times k$ 픽셀 크기의 블록에서 검출된 특성값 중에서 일치하는 값을 갖는 픽셀들을 찾아서 계산된 대표값으로 대체하게 되면 첫 번째 텍스처 영역이 검출된다. k 를 3이라 가정할 경우, 그림 5의 (a)는 $k \times k$ 픽셀 크기의 블록에서 발생하는 특성값 (10, 15, 20)의 추출과정을 나타내며, 추출된 3개의 특성값 중에서 가장 빈번하게 발생하는 10을 이 블록의 대표값으로 계산한다. 이 블록에 해당하는 텍스처 영역을 검출하기 위해서 전체영상중에서 이 블록에서 발생하는 특성값과 동일한 특성값을 갖는 픽셀들을 찾게 되는데, (그림 5b)에서 네 번째 행의 (3, 1), (3, 2), (3, 3)에 위치한 픽셀들은 이 블록에서 발생된 특성값 중에서 10, 15와 일치하므로, 동일한 텍스처 영역으로 간주해서 대표값 10을 할당하게 된다. 다섯 번째 행의 (4, 2), (4, 3)에 위치한 픽셀들도 이 블록에서 발생된 특성값에 속하므로 10을 할당한다. 전체 영상에 대해서 이와 같은 과정을 반복하게 되면 (b)의 그림과 같이 하나의 텍스처 영역이 된다. 또 다른 텍스처 영역을 찾기 위해서, 아직 대체 되지 않은 영역 중에서 k

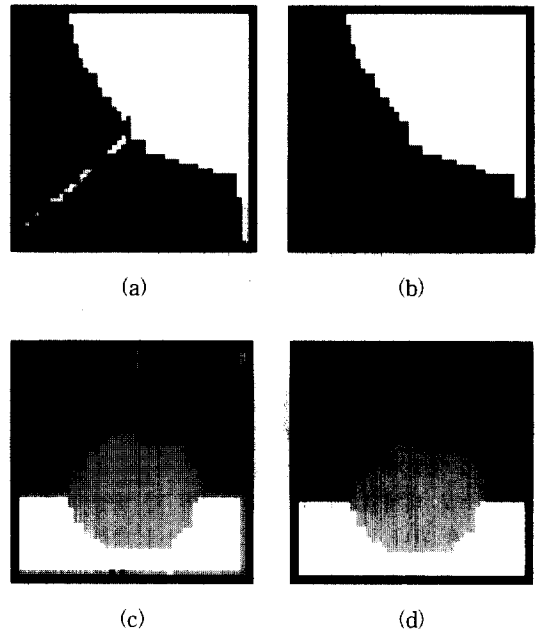
×k 블록크기를 만족하는 영역을 찾아서 동일한 방법으로 수행되며, 영상에 내재된 모든 텍스처가 각 텍스처의 대표값으로 대체될 때까지 반복된다.



마지막으로, 경계 부분에서 발생하는 오류를 제거하기 위해서, 현재 픽셀과 다음 픽셀의 특성값을 비교해서 두 픽셀이 서로 다른 값을 가진다면, 다음 픽셀을 오류 후보로 등록한다. 만약 현재 픽셀부터 5픽셀 만큼 떨어진 범위 내에서 현재 픽셀과 동일한 특성값을 갖는 픽셀이 존재한다면 경계오류로 간주하고 현재 픽셀의 특성값을 다음 픽셀에 할당하고, 그렇지 않다면 또다른 텍스처의 시작부분으로 간주해서 오류후보에서 해제된다. (그림 6)의 첫 번째 행과 세 번째 행에서, P_1 에서 P_1 과 다음 픽셀이 서로 다른 값을 가지게 되므로 (0, 3)위치의 픽셀을 오류후보 E_1 으로 등록한다. P_1 의 위치에서 5픽셀만큼 떨어진 범위 내에서 P_1 과 동일한 값이 나타나지 않기 때문에 E_1 을 또다른 텍스처 영역의 시작부분으로 간주하고 오류후보에서 해제한다. 세 번째 행의 P_2 위치에서 E_2 를 새로운 오류후보로 등록하게 되는데, P_2 에서 5픽셀만큼 떨어진 범위 내에 P_2 와 동일한 특성값을 갖는 픽셀이 존재하기 때문에 경계오류로 간주하고 P_2 의 값을 E_2 에 할당하고 오류후보에서 해제한다. (그림 6)에서 음영 처리된 부분은 경계오류로 간주된 픽셀들을 나타내며 모두 대표값 10으로 대체된다. 수평방향의 모든 경계오류가 제거될때까지 반복 수행되며, 수직방향에 대해서도 동일한 방법으로 수행된다. (그림 7)은 실제 영상에 적용한 결과를 나타낸다.



(그림 6) 수평경계 오류 제거 (현재위치 : P_i , 오류대상 : E_i)



(그림 7) 텍스처 경계부분에서의 오류제거 : (a) 실험영상 A, (c) 실험영상 B

[알고리즘 2 : 대표값 할당]

- step 1 : 전체영상이 각 텍스처의 대표값으로 대체될 때까지 step 2~3을 반복 수행한다.
- step 2 : 전체 영상에서 아직 대체되지 않은 $k \times k$ 블록을 찾고, 이 $k \times k$ 블록에서 발생하는 값들을 저장하고 대표값을 계산한다. 발생하는 값들과 대표값은 step 2를 수행할 때마다 재설정 된다.
- step 3 : 전체 영상에 대해서 아직 대체되지 않은 픽셀을 찾고 만약 이 픽셀값과 동일한 값이

step 2에서 저장된 값들 중에 존재한다면 step 2에서 계산된 대표값으로 대체한다.

step 4: 현재 픽셀과 다음 픽셀을 비교해서 두 픽셀이 서로 다른 값을 가진다면 현재 위치에서 5픽셀 만큼 떨어진 범위 내에서 현재 픽셀값과 동일한 픽셀값이 존재하는지 체크한다. 만약 현재 픽셀값과 동일한 값이 존재한다면 동일한 영역으로 간주해서 현재 픽셀값을 할당한다.

3.4 텍스처 경계 추출

영상에서의 에지는 입력 영상에 대한 많은 정보들을 가지며, 에지는 물체의 위치, 물체의 모양과 크기를 나타내고, 에지는 영상의 밝기가 낮은 값에서 높은 값으로 또는 높은 값에서 낮은 값으로의 변화가 있는 지점에 존재한다. 영상에 내재된 텍스처를 분할하기 위한 마지막 단계로서, 고주파 필터링에 의해 텍스처들 사이의 경계(에지)를 검출한다. 각 텍스처들의 경계를 검출함으로써 텍스처들 간의 명확한 구분이 가능할 뿐만 아니라, 영상에 존재하는 텍스처들의 분포율과 특성값의 파악이 가능하다. 텍스처들의 분포율을 파악함으로써 텍스처에 존재하는 잡음 정도(오염 정도)를 측정할 수 있고, 특성값을 통해서 영상에 존재하는 유사한 텍스처들의 검출이 가능하게 된다.

4. 실험결과 및 검토

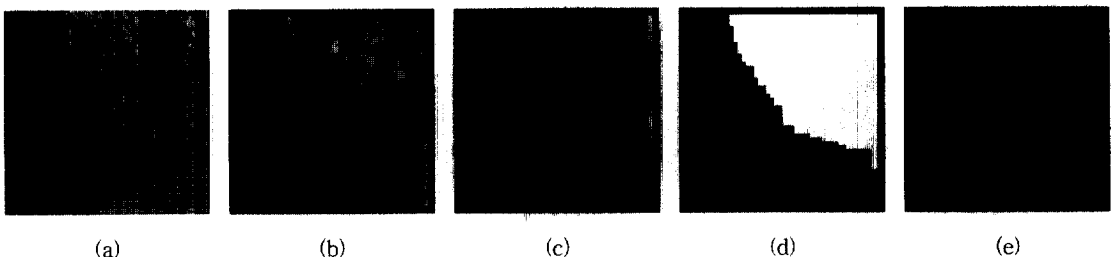
실세계에는 정방형의 텍스처보다는 다형의 텍스처가 많이 존재하기 때문에 본 연구에 사용된 실험 영상은 정방형의 텍스처는 크게 고려하지 않았고, 구조적인 텍스처 뿐만 아니라 비구조적인 텍스처의 검출도 가능함

을 보이기 위해서 비구조적인 텍스처를 포함한 256×256 픽셀 크기의 다양한 256 그레이 레벨 영상을 선택하였다. 각 단계별 처리과정은 SUN SPARC 워크스테이션의 X-WINDOWS하에서 C언어로 구현되었다. 본 실험에서 사용된 각종 파라메타 값들은 다음과 같다.

① GLCM에서 변위 벡터 $d = (dx, dy)$ 는 (0, 2)로 한다. 4방향($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)에 대해서 다양한 영상을 실험한 결과 대부분의 영상이 0° 방향에서 가장 구체적인 결과를 보였으며, 여러 방향의 결과를 동시에 적용하려고 시도하였으나 각 방향에서 검출되는 특성값들이 어떤 규칙성을 가지지 않는 문제점이 있었기 때문에, 모든 방향을 동시 적용하려는 시도는 텍스처 검출에 오히려 좋지 않은 결과를 나타내었다.

② GLCM을 계산하는 블록의 크기는 16×16 (알고리즘 1의 $n \times n$) 픽셀 크기로 하고, 얻어진 특성값은 16×16 블록의 중심 5×5 (알고리즘 1의 $m \times m$) 픽셀 크기의 블록에 적용한다.

GLCM의 블록 크기를 16×16 픽셀 크기로 하고, 그 결과를 5×5 픽셀 크기의 블록에 적용함으로써, 특정 블록에 국한된 지역적인 특성값 보다는 공간적인 의존성을 이용해서 하나의 텍스처가 가지는 영역을 찾게 되고, 적용범위보다 큰 범위에서의 GLCM에서 얻어진 특성값을 측정하게 되면 하나의 텍스처가 어떤 큰 무늬의 반복적인 형태를 가지는 경우에도 큰 영향을 받지 않고 동일한 텍스처로 분류하게 된다. 또 다른 방법으로 텍스처를 각 픽셀 별로 실험한 결과 많은 시간이 소요될 뿐만 아니라, 앞에서 언급된 어떤 큰 무늬의 반복적인 형태를 갖는 텍스처에 대해서 동일한 텍스처임에도 불



(그림 8) 실험 결과 1 : (a) 실험영상 A, (b) 특성값 추출결과, (c) 특성값 군집화 결과, (d) 대표값 할당 결과, (e) 영역 분할 결과(영역-1 : 왼쪽 상단, 영역-2 : 오른쪽 상단, 영역-3 : 왼쪽 하단, 영역-4 : 오른쪽 하단)

구하고 무늬와 배경을 서로 다른 텍스처로 인식하는 문제점이 있었다. 다양한 실험영상을 실험한 결과 이와 같은 블록 크기에서 최상의 텍스처 분할 결과가 이루어졌으며, (그림 8b)에서 이 파라메타를 적용한 특성값추출결과 영상을 보여준다.

③ 대표값 할당에 사용된 블록은 25×25 (k×k)픽셀 크기의 블록으로 한다.

특성값 추출단계와 특성값 군집화 후의 결과영상을 분석한 결과 25×25 픽셀 크기의 범위 내에서 유사한 값들이 반복적으로 분포되었다. (그림 8d)는 (그림 8c)의 영상에 대표값 할당 알고리즘을 적용한 결과를 보다 뚜렷한 텍스처 분할이 이루어짐을 나타낸다.

이와 같은 파라메타들을 이용해서 특성값 추출 단계, 히스토그램의 분석에 의한 특성값 군집화 단계, 대표값 할당 단계, 그리고 고주파 필터링을 통한 텍스처 경계 추출의 전체 4단계로 구성된 본 논문에서 제안한

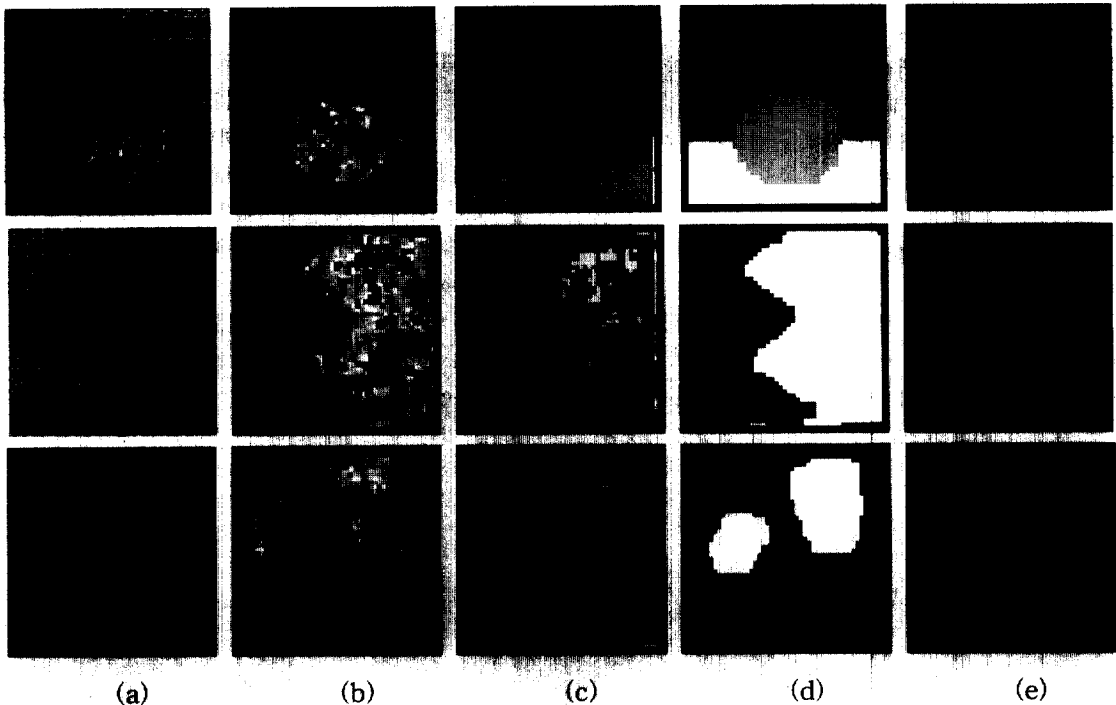
텍스처 인식 시스템을 실험영상에 적용해서 얻어진 각 단계별 결과 영상이 그림 8에 나타난다. 동일한 실험 영상에 내재된 텍스처들의 분포율과 특성값을 표 1에 나타낸다. 또다른 실험영상의 실험결과는 (그림 9)에 나타내고, <표 2>~<표 4>는 각각 이들 영상에 포함된 텍스처들의 특성값과 분포율을 보여준다.

<표 1> 실험영상 A의 특성값과 분포율

	모멘트	동차성	분포율
영역-1	26	95	27%
영역-2	57	73	42%
영역-3	10	110	20%
영역-4	8	162	11%

<표 2> 실험영상 B의 특성값과 분포율

	모멘트	동차성	분포율
영역-1	9	214	30%
영역-2	40	114	24%
영역-3	147	75	25%
영역-4	118	156	21%



(그림 9) 실험 결과 2 : (a) 상단 : 실험영상 B, 가운데 : 실험영상 C, 하단 : 실험영상 D, (b) 특성값 추출 결과, (c) 특성값 군집화 결과, (d) 대표값 할당 결과, (e) 영역 분할 결과 (실험영상 B : 영역-1 : 왼쪽 상단, 영역-2 : 오른쪽 상단, 영역-3 : 가운데, 영역-4 : 하단, 실험영상 C : 영역-1 : 왼쪽, 영역-2 : 오른쪽, 실험영상 D : 영역-1 : 외곽, 영역-2 : 가운데)

〈표 3〉 실험영상 C의 특성값과 분포율

	모멘트	동차성	분포율
영역-1	50	73	46%
영역-2	141	49	54%

〈표 4〉 실험영상 D의 특성값과 분포율

	모멘트	동차성	분포율
영역-1	52	169	74%
영역-2	147	32	26%

5. 결 론

본 논문에서는 구조적인 텍스처와 비구조적인 텍스처가 혼재된 영상에서 자동적으로 텍스처 분석하고 분류하기 위해서 모멘트와 동차성을 결합하는 방법을 제안하였다. 기존의 방법[4, 6]에서는 특성값을 얻기 위해서 기본적인 구조를 검출하는 전처리 단계를 필요로 하며, 구조적인 방법과 같은 어떤 검출방법에 추가적인 적용으로 사용되었다. 그러나, 본 논문에서 제안한 텍스처 분석 방법은 특성값 추출을 위한 어떤 전처리를 필요로 하지 않을 뿐만 아니라, 적용된 각각의 통계적 방법들의 일치여부를 확인하기 위한 추가적인 작업이 필요 없이 전체영상에서 적용된 값과 일정한 블록에서의 특성값 비교와 조합을 통해서 자동적으로 각 텍스처에 내재된 속성을 강하게 만들기 때문에 비교적 간단하게 특성값 추출이 가능하다. 또한, 일정한 블록의 크기에서 처리되었기 때문에 일정한 크기의 무늬가 반복되는 텍스처에 대해서 분류가 가능한 이점을 가지고 있다. 그러나, GLCM 측정에서 하나의 방향만이 적용되었기 때문에 수평방향으로 유사한 속성을 가지는 텍스처들이 존재할 경우에 서로 다른 텍스처임에도 불구하고 동일한 텍스처로 분류하는 문제점과, 일정한 블록 크기로 처리되었기 때문에 점과 같은 오염에 대해서는 반응하지 못하는 문제점이 잠재되어있다.

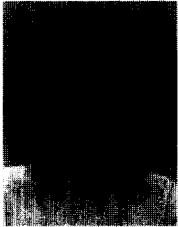
향후 과제로는 하나의 방향만 적용할 경우 서로 다른 텍스처를 동일한 텍스처로 분류하는 문제점 해결을 위해서 4방향에서의 특성값 추출과 4방향에서 추출된 서로 다른 특성값 결과들의 효과적인 결합, 점과 같은 작은 크기로 발생되는 오염을 체크하기 위해 여러 블록 크기의 적용과 같은 추가적인 작업이 요구된다. 향후, 이러한 문제점이 해결된다면 섬유산업에서의 직물 오염이나 직물조직 오류체크, 배경과 물체의 분류를 이용하는 생물학 분야, 위성사진을 분석하여 목표물을

탐지하는 군사적 분야와 같은 여러 응용분야에 적용이 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] N. Ahuja, and A. Rosenfeld, Mosaic models for textures, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI-3 (1) 1-11, 1981.
- [2] C. H. Chen, L. F. Pau and P. S. P. Wang, "Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision," World Scientific Publishing Company, pp. 277-310.
- [3] R. C. Gonzalez, and R. E. Woods, "Digital Image Processing," Addison Wesley, 1992.
- [4] F. Farrokhnia, and A. K. Jain, "A multichannel filtering approach to texture segmentation," in Proc Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 364-370, IEEE Comp. Soc., 1991.
- [5] V. Alvestad, "Unsupervised image texture segmentation with optimized filters," Master's thesis, Hø gskoleni Stavanger, Norway, 1995.
- [6] T. Randen and J. H. Husøy, "Optimal texture filtering," in Int. Conf. on Image Proc., pp. 374-377. 1995.
- [7] J. R. Parker, "Algorithms for image processing and computer vision," John Wiley and Sons, pp. 150-175, 1997.
- [8] H. C. Lin, L. L. Wang, S. N. Yang, "Extracting periodicity of a regular texture based on autocorrelation functions," Pattern, Recognition Letters, 1997.
- [9] B. S. Manjunath, W. Y. Ma, "Texture features for browsing and retrieval of image data," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 18(8), 837-842, 1996.
- [10] H. C. Lin, L. L. Wang, S. N. Yang, "Regular texture image retrieval based on texture primitive extraction," Image and Vision Computing 17, 51-63, 1999.
- [11] C. H. Chen, L. F. Pau, P. S. P. Wang, "Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision," World Scientific Publishing Company, pp. 235-310. 1998.
- [12] M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle, "Image Processing, Analysis and Machine Vision," Chapman & Hall Computing Inc, 1993.

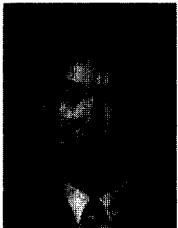
[13] K. R. Castleman, "Digital Image Processing,"
Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1979.



모 문 정

e-mail : mmj@star.tfc.ac.kr
1997년 경일대학교 전자계산학과
졸업(학사)
2000년 영남대학교 대학원 컴퓨터
공학과 (공학석사)
2000년~현재 영남대학교 대학원
컴퓨터공학과 박사과정

관심분야 : 영상처리, 시각정보처리, 패턴인식



임 종 석

e-mail : p9824904@chunma.yu.ac.kr
1991년 계명대학교 물리학과
졸업(학사)
1996년 대구효성가톨릭대학교
전산통계학과(이학석사)
1998년~현재 영남대학교 대학원
컴퓨터공학과 박사과정

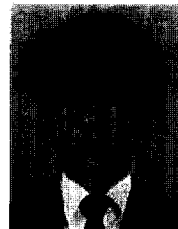
관심분야 : 동영상처리, 패턴인식, 컴퓨터비전



이 우 범

e-mail : beomlee@mail.taegu-c.ac.kr
1995년 영남대학교 컴퓨터공학과
졸업(학사)
1997년 영남대학교 대학원 컴퓨터
공학과(공학석사)
2000년 영남대학교 대학원 컴퓨터
공학과(공학박사)

2000년~현재 대구과학대학 컴퓨터공학과 전임강사
관심분야 : 패턴인식, 신경망, 영상처리, 컴퓨터 비전



김 옥 현

e-mail : whkim@yu.ac.kr
1981년 경북대학교 전자공학과
졸업(학사)
1983년 경북대학교 대학원 컴퓨터
공학과(공학석사)
1993년 일본 쓰꾸바 대학
공학연구과(공학박사)

1983년~1993년 한국전자통신 연구원 선임연구원
1994년~현재 영남대학교 전자정보공학부 부교수
관심분야 : 시각정보처리, 패턴인식, 화상처리