

SGLDM을 이용한 문서영상의 블록 분류

김 중 수[†]

요 약

본 논문에서는 공간 명암도 의존 행렬을 이용하여 문서영상의 다양한 블록들을 상세하게 분류해 낼 수 있는 방법을 제안하였다. 제안한 블록분류 방법에서는 먼저 명암도 문서영상을 이진화하여 평활화 기법을 적용함으로써 명암도 영상의 질감특징을 이용하여 분할하는 것보다 신속하게 블록을 분할하고 동시에 그 위치정보도 구할 수 있도록 하였다. 분할된 각 블록들의 공간 명암도 의존 행렬로부터 문서블록들의 7가지 질감특징을 구하고, 이를 정규화한 다음 역전과 신경회로망을 이용하여 문서블록들을 분류하였다. 문서블록들을 큰 문자, 중간 문자, 작은 문자, 표, 그래픽 및 사진 등 여섯 가지 유형으로 상세 분류하였다. 또한 명암도 문서영상의 2차 통계 질감특징을 얻기 위해 공간 명암도 의존 행렬을 구할 때, 기존의 사진과 같은 일반 영상분할에서와는 달리, 문서블록 고유의 특징이 잘 반영되도록 하였다. 즉, 분할된 각 블록을 하나의 마스크로 정하여 수평 한 방향의 공간 명암도 의존 행렬을 구함으로써 고속의 질감특징추출과 상세 블록분류가 가능하도록 하였다.

Block Classification of Document Images Using the Spatial Gray Level Dependence Matrix

Joong-Soo Kim[†]

ABSTRACT

We propose an efficient block classification of the document images using the second-order statistical texture features computed from spatial gray level dependence matrix (SGLDM). We studied on the techniques that will improve the block speed of the segmentation and feature extraction speed and the accuracy of the detailed classification. In order to speedup the block segmentation, we binarize the gray level image and then segmented by applying smoothing method instead of using texture features of gray level images. We extracted seven texture features from the SGLDM of the gray image blocks and we applied these normalized features to the BP (backpropagation) neural network, and classified the segmented blocks into the six detailed block categories of small font, medium font, large font, graphic, table, and photo blocks. Unlike the conventional texture classification of the gray level image in aerial terrain photos, we improve the classification speed by a single application of the texture discrimination mask, the size of which is the same as that of each block already segmented in obtaining the SGLDM.

Key words: SGLDM., Block Segmentation(블록분할), Feature Extraction(특징추출), Block Classification(유형분류), Texture Feature(질감특징)

※ 교신저자(Corresponding Author) : 김중수, 주소 : 경상북도 안동시 송천동(760-749), 전화 : 054)820-5476, FAX : 054)820-6164, E-mail : kimjs@andong.ac.kr

접수일 : 2005년 3월 23일, 완료일 : 2005년 6월 3일

[†] 정회원, 국립안동대학교 교수

※ 본 논문은 2002년도 안동대학교 학술연구 지원으로 수행되었음.

1. 서 론

문서자동인식 시스템에서는 인쇄된 문서로부터 스캐너나 카메라를 이용하여 여러 유형의 블록으로 복합 구성된 문서영상을 입력하여 동질의 블록별로 분할하고, 분할된 블록에서 특징을 추출하여 각 블록

을 유형별로 분류한 후, 블록의 유형과 위치정보를 이용하여 문서구조를 분석하거나 인식하게 된다 [1,2]. 지금까지의 문자자동인식에서는 문자 블록과 비문자 블록으로만 단순분류하고 그중 문자 블록에서 개별 문자를 추출하고 인식하는 연구가 주로 진행되어 왔다.

지금까지 대부분 문자자동인식에서는 이진영상(binary image)을 사용하고 있다. 이진영상에서 특징을 추출하는 경우에는 블록의 높이, 블록 부분의 화소의 비율 및 평균 흑화소의 길이 등 블록의 속성을 특징으로 추출하는 방법[3,4], 질감을 특징으로 추출하는 방법[5]와 매디안 필터와 제한된 조건을 사용하여 문서영역을 분류한 방법[6]도 있다. 등이 있다. 그러나 명암도 영상을 배경으로 가지거나, 영상에 질감이 포함된 문서영상을 이진화하게 되면 문서 영상 내에 포함된 일부 정보들이 소실될 우려가 있다[7]. 따라서 명암도 영상에서 직접 특징을 추출하여 블록 분류 및 문서인식을 수행하는 것이 보다 효과적이다 [8].

명암도 영상에서 특징추출을 하는 방법에는 블록의 질감특징을 이용하는 방법[9,10]이 있다. Jain 등 [9]는 Gabor 필터를 이용하여 문서 전체를 사진영상 처럼 문서영상을 블록 분할 및 분류를 하였고, 또 Jain 등[10]은 블록의 질감특징으로 문서영상을 문자 및 선 부분, 음영을 가진 부분, 그리고 주위여백(background)부분의 세 가지 유형으로 분할 및 분류까지 하였다. 그러나 이 방법은 문서영상의 전체를 하나의 질감영역으로 간주하여 7×7 마스크로 주사하여 동일한 질감영역별로 분류를 수행하기 때문에 시간이 많이 소요된다.

L. Wang 등[8]은 명암도 영상에서 기하학적인 특징을 추출하여 문자인식을 수행함으로써 이진영상에서는 인식해 내기 어려운 문자들이나 필기체 문자까지도 효과적으로 인식해 낼 수 있도록 하였다. Lee 등[11]은 Topographic 특징을 이용하여 명암도 영상의 문자를 인식하였다.

질감영상은 한 화소와 그 이웃 화소들 사이의 관계에 의해 그 성질이 결정된다. 따라서 이웃 화소들과의 관계를 나타내는 공간정보 (spatial information)를 표현할 수 있는 2차 통계 특성을 고려하여야 한다 [12]. Julesz[13]의 실험에서도 인간의 시각능력은 2차 통계 특성이 있어야 두 종류의 서로 다른 질감을

잘 구별할 수 있음을 보였다.

명암도 영상으로부터 2차 통계 질감특성을 구하기 위해서는 명암도 차이 행렬 (gray level difference matrix: GLDM)[14,15]이나 명암도 연결 길이 행렬 (gray level run length matrix: GLRLM), 또는 공간 명암도 의존 행렬 (spatial gray level dependence matrix: SGLDM)[14,16] 등이 이용되고 있다. 이 방법들은 주로 지형이나 농작물의 작황을 알기 위해 항공사진이나 위성사진 등의 일반영상을 분할하는데 흔히 이용되어 왔다. 따라서 이 작업은 여러 방법과 매우 정밀한 질감특징을 필요로 한다.

그러나 명암도 문서영상에서는 일반영상 분할에 서와는 달리 문서영상이 가지고 있는 질감특성을 잘 활용하고, 또 명암도 영상에서 공간 명암도 의존 행렬을 구할 때 사용할 파라미터들과 마스크의 효과적인 적용방안 등에 대한 연구도 요구된다.

본 논문에서는 공간 명암도 의존 행렬을 이용하여 문서영상의 다양한 블록들을 상세하게 분류해 낼 수 있는 방법을 제안하였다. 제안한 블록분류 방법에서는 먼저 명암도 문서영상을 이진화하여 평활화 기법을 적용함으로써 명암도 영상의 질감특징을 이용하여 분할하는 것보다 신속하게 블록을 분할하고 동시에 그 위치정보도 구할 수 있도록 하였다. 분할된 각 블록들의 공간 명암도 의존 행렬로부터 문서블록들의 7가지 질감특징을 구하고, 이를 정규화한 다음 역전파 신경회로망을 이용하여 문서블록들을 분류하였다. 문서블록들을 큰 문자, 중간 문자, 작은 문자, 표, 그래픽 및 사진 등 여섯 가지 유형으로 상세 분류함으로써 문서인식을 위한 구조 해석뿐만 아니라 다양한 응용 분야에 효과적으로 이용될 수 있도록 하였다.

특히, 분할된 각 블록을 하나의 마스크로 정하고, 그 마스크를 한 번만 스캔하여 수평 방향의 공간 명암도 의존 행렬을 구함으로써 문서 고유의 특징이 잘 반영될 수 있었으며 또한 고속의 질감특징추출과 상세 블록분류가 가능하도록 하였다.

2. 문서영상의 블록분류

지금까지 대부분의 블록분류 과정은 입력된 문서 영상에서 이진영상으로 기울기보정 등의 전처리 과정을 거쳐 동질의 영역으로 블록을 분할하고 분할된 각 블록으로부터 분류에 필요한 특징들을 추출하여

분류기를 통하여 블록의 유형을 분류한다.

일반적으로 문자인식만을 위해서는 블록의 유형을 문자와 비문자 블록으로 단순분류해도 된다. 문자 블록은 흔히 문자추출을 거쳐 인식되고 후처리 과정을 통하여 인식결과가 보완되며, 비문자 블록은 효율적인 메모리 활용을 위해 압축 저장된다. 또한 문서 내의 각 블록정보로부터 순서화와 의미적 관계해석을 거쳐 문서를 인식하게 된다.

2.1 이진영상에서의 블록분할

블록분할방법은 이진영상을 이용하는 방법과 명암도 영상을 이용하는 방법으로 나눌 수 있다. 이진영상을 이용하는 방법에는 투영에 의한 방법[5], 평활화에 의한 방법[3,5] 그리고 흑화소 순번화에 의한 방법[4] 등이 있다.

평활화 방법은 흑화소 사이에 임계값보다 작은 수의 백화소가 들어있는 경우 두 흑화소는 흑화소의 연속으로 만드는 방법으로 수직방향 평활화한 영상과 수평방향 평활화한 영상을 논리곱(AND)하여 블록으로 분할한다. 투영에 의한 방법은 큰 블록일수록 투영의 횟수가 줄어들기 때문에 효과적이며 작은 블록보다는 큰 블록에 효과적이며, 평활화에 의한 방법은 작은 블록을 분할할 때 효과적이다.

2.2 이진 영상에서의 블록의 특징추출 및 유형분류

분할된 블록을 유형분류하기 위해서는 각 블록의 특징을 추출하여야 한다. 문서영상의 각 블록에서 특징을 추출하는 기존의 방법에는 이진영상에서 블록의 속성을 특징으로 추출하는 방법[4]과 질감을 특징으로 추출하는 방법[5]이 있다.

이진화된 블록의 속성을 특징으로 추출하는 방법에서는 연결 화소간의 특징을 찾기 위하여 여러 방향으로 주사하는 방법[4]과 이웃 화소를 찾는 방향을 단순화한 방법[18] 등이 있다. 이 방법들은 이진영상에서 블록의 속성을 이용하는 방법에는 이진영상에서 문자크기를 찾기 위해 흑화소 단위에서 문자 단위의 연결길이를 만들어야 한다. 또, 이 화소의 연결길이를 찾기 위해서는 여러 번의 스캔이 필요하므로 시간이 많이 소요된다. 그리고 블록의 유형분류를 위해 미리 문자의 크기나 블록의 흑화소 비율 등을 임계값으로 미리 선정하여야 된다.

이진영상에서 질감특징을 추출하는 방법에서는

D. Wang 등 [5]는 입력된 문서영상 한 페이지 전체를 이진화하여 이 영상을 특정한 형태의 반복적 규칙을 갖는 질감영상으로 간주하고, 흑-백 쌍의 연결길이와 흑-백-흑 조합의 연결길이 행렬을 만들어 질감특징을 추출하여 유형 분류하였다. 여기서 흑-백 및 흑-백-흑화소의 연결길이가 거의 같고 분포가 비슷한 것을 단위로 하여 이들의 빈도수를 요소 값으로 사용하는 행렬들을 구하고 짧은 연결강조 (short run emphasis) F_1 , 긴 연결강조 (long run emphasis) F_2 및 매우 긴 연결강조 (extra long run emphasis) F_3 등의 세 가지 질감특징을 추출하였다.

이들 질감특징 F_1 , F_2 , F_3 각각은

$$F_1 = \sum_{i=1}^{N_c} \sum_{j=1}^{N_c} (p(i,j)/j^2) / \sum_{i=1}^{N_c} \sum_{j=1}^{N_c} p(i,j) \quad (1)$$

$$F_2 = \sum_{i=1}^{N_c} \sum_{j=1}^{N_c} j^2 p(i,j) / \sum_{i=1}^{N_c} \sum_{j=1}^{N_c} p(i,j) \quad (2)$$

$$F_3 = \sum_{j=T_1}^{N_c} j^2 (\sum_{i=1}^{N_c} p'(i,j)) / \sum_{j=T_1}^{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} p'(i,j) \quad (3)$$

로 정의되며, 여기서

$$p'(i,j) = \begin{cases} p(i,j), & \text{if } p(i,j) > T_2 \\ 0, & \text{if } p(i,j) \leq T_2 \end{cases} \quad (4)$$

이다. $p(i,j)$ 는 연결길이 행렬의 (i,j) 번째 요소의 값이며, N_c 는 서로 다른 연결종류의 수이고, N_r 은 발생하는 연결길이의 수이다. T_1 과 T_2 는 매우 긴 연결강조 F_3 를 구할 때 사용되는 임계값이다. T_1 은 그래픽 블록의 특성상 단지 매우 긴 연결길이의 값들만 필요하기 때문에 짧은 연결길이의 영향을 제거하기 위해 사용한다. T_2 는 문자나 사진 블록에서 가끔 긴 연결길이가 나타나서 긴 연결길이를 나타내는 행렬의 요소에 작은 값을 가지기 때문에 $p(i,j)$ 값에서 작은 값의 영향을 줄이기 위하여 사용한다. 이 특징을 이용하여 블록을 유형을 분류하였다.

2.3 명암도 영상에서의 블록분할, 특징추출, 유형분류

명암도 문서영상을 블록을 분할 및 유형 분류하는 방법에는 Jain[9] 등은 명암도 문서영상에서 2개의 다른 주파수 값을 갖는 4 방향 Gabor필터를 적용하여 질감특징을 추출하였다. Jain[10] 등은 질감구분 마스크 (texture discrimination mask)를 만들어 이

마스크를 전체영상에 적용하여 블록으로 분할 및 유형분류가 되도록 하였다. 이 방법은 명암도 문서영상을 일반 사진영상의 질감분할과 같은 방법으로 전체영상을 주사하여 서로 다른 질감특징을 가진 영역을 찾아서 블록으로 분할과 유형분류가 되기 때문에 시간이 많이 소요된다.

L. Wang 등[8]은 명암도 문서영상에서 기하학적인 특징을 추출하여 붙은 문자와 다양한 인쇄체를 인식하는데 사용하였으며, 또 문서영상을 이진영상 대신 명암도 영상으로 처리해야 되는 여러 가지의 경우를 제시하였다. Lee 등[11]도 명암도 문서영상을 대상으로 하여 지형학적인 특징을 추출하여 붙은 문자와 필기체 문자의 인식을 수행하였다. 그리고 이진화 과정에 의한 정보의 손실을 막기 위하여 적응적인 임계값을 이용한 이진화 방법[18]나 정합 필터를 이용한 방법[19,20] 등에도 명암도 영상을 사용할 것을 제안하였다.

그 외에서 문서영상을 대상으로 하지는 않았으나 사진과 같은 일반 명암도 영상에서 질감특징을 추출하여 영상을 분할과 분류하는 방법으로는 명암도 차이 행렬, 명암도 연결길이 행렬, 그리고 공간 명암도 의존 행렬 등을 이용한 방법들이 있다. 이 방법들은 일정한 크기의 마스크로 전체영상을 주사하면서 한 화소에 대해 4 방향이나 8 방향에 대한 공간정보를 나타내는 행렬들을 구하여 질감특징을 추출한다. 혹은 각 방향성분이 포함된 질감특징들을 합하거나 평균하여 명암도 영상의 분할과 분류에 사용한다.

지금까지의 연구를 살펴보면, 이진영상을 사용할 경우에는 이진화시에 정보손실의 문제점이 있고 명암도 문서영상을 사용할 때는 일반 사진영상에서와 같이 질감특징을 추출하는 데에 많은 시간이 걸린다. 따라서 명암도 문서영상에서는 일반 사진에서와 같은 많은 시간이 걸리는 질감특징에 의한 블록분할보다는 문서영상의 특징을 이용한 빠른 분할방법이 필요하며, 명암도 문서영상의 특성을 이용하여 좀 더 빠르게 질감특징을 추출할 수 있도록 적정 파라미터와 마스크의 선정이 필요하다.

3. 제안한 방법의 문서영상의 블록분류

본 논문에서는 블록의 분할을 위해서 문서영상의 특성을 이용하여 블록의 위치를 빨리 구하기 위하여 이진영상을 이용한다. 이 정보를 이용하여 명암도 영

상의 각 블록을 구하고 이 블록에서 질감특징을 구하여 유형을 분류한다.

3.1 명암도 문서 영상의 효과적인 블록분할

평활화에 의한 블록 분할 과정에서는 각 블록에 대한 위치 정보만을 구한다. 이 방법은 먼저 명암도 문서 영상을 이진화한 후, 이 이진영상에서 수평방향 평활화를 한 영상과 수직방향 평활화를 한 영상을 구한 후 두 평활화한 영상을 논리곱 연산하여 최종적으로 사각형 블록의 위치정보를 구한다. 따라서 사각형 블록으로 분할된 영상을 찾을 수 있다.

본 논문에서는 사각형 블록의 위치정보를 명암도 문서영상에 적용하여 명암도 문서영상의 신속한 분할이 가능하도록 하였다. 평활화에 의한 방법은 문단 단위로 문서를 분할하므로 각 블록을 하나의 마스크를 이용하여 각 블록의 질감특징을 추출하는 본 연구의 특징 추출에 적합하다는 장점도 있다.

3.2 명암도 문서영상의 질감특징추출

영상내의 화소 상호관계에 의해 영상의 성질을 결정하는 질감영상 분류나 분할에서는 질감영상을 효과적으로 표현할 수 있는 특징추출이 중요하다[12].

영상내의 서로 다른 두 화소 사이의 공간정보를 행렬로 표현하며 이로부터 2차 통계 특성을 구하는 방법에는 명암도 차이 행렬, 명암도 연결길이 행렬 그리고 공간 명암도 의존 행렬을 이용하는 방법 등이 있다.

명암도 차이 행렬은 두 화소간의 거리와 명암도 차이로 공간적인 질감특징 (spatial texture characteristics)을 표현하는 방법이다. 이 행렬로부터 구해질 수 있는 특징은 대비, 모멘트, 엔트로피, 평균 등 4가지이다. 일반적으로 문서영상내의 수직방향 성분은 표, 문자, 그림에 공통적으로 많이 포함된 성분이므로 이를 특징으로 이용하면 각 블록을 구분하기에는 어려움이 따르게 된다. 따라서 본 연구에서는 블록에 따라 포함된 성분비가 크게 다른 수평방향성분을 주된 특징으로 이용하여 각 블록을 구분하였다. 이를 위해 수평방향 명암도 차이 행렬을 구하기 위한 거리벡터를 (0, 1)로 하였다.

명암도 연결길이 행렬은 공간적인 질감 구성을 연결길이의 통계로 표현하는 방법이다. 이 연결길이들은 질감의 방향성과 거친 정도를 표시한다. 이 방법

에서는 여러 가지 명암도 연결길이의 수를 계산하여야 한다. 명암도 연결은 같은 명암도 값을 갖는 선형으로 연결된 화소들의 집합이다. 연결길이의 값은 한 연결내의 화소들의 수이다. 이 행렬로부터 구할 수 있는 특징들은 짧은 연결 강조, 긴 연결 강조, 명암도 분포, 연결 길이 분포, 연결 퍼센트 등 5가지이다. 본 연구에서는 전술한 명암도 차이 행렬의 경우에서와 같은 이유로 각 블록 구분을 위한 주된 특징으로 수평방향 명암도 연결길이 행렬을 구하기 위하여 $\theta=0^\circ$ 를 사용하였다.

한편, 공간 명암도 의존 행렬은 Haralick[16]에 의해 제안되었으며 이는 θ 방향에 대하여 거리 d 만큼 떨어진 두 화소 사이의 의존성을 이용하여 공간정보를 표현하는 방법으로 다음과 같이 표현할 수 있다. 사각형 모양의 영상이 있을 때, N_c 를 수평 방향의 영상크기, N_r 를 수직 방향의 영상 크기, N_g 를 최대 양자화 레벨이라 하면, 수평 방향의 공간 영역 L_c , 수직 방향의 공간 영역 L_r 및 화소값의 레벨 G 는

$$\begin{aligned} L_c &= 1, 2, \dots, N_c \\ L_r &= 1, 2, \dots, N_r \\ G &= 1, 2, \dots, N_g \end{aligned} \quad (6)$$

와 같이 표현할 수 있다. 위와 같이 정의하면, $L_c \times L_r$ 위치에 G 를 할당하는 함수 I 는

$$I : L_c \times L_r \rightarrow G \quad (7)$$

와 같다. 그리고 공간 명암도 의존 행렬은 상대적 빈

도수로

$$\Phi(d, \theta) = [f(i, j | d, \theta)] \quad (8)$$

와 같이 나타낼 수 있다. 여기서 $f(i, j | d, \theta)$ 는 공간 명암도 의존 행렬의 한 원소를 의미하고 θ 방향으로 거리 d 만큼 떨어진 두 화소사이의 명암도 레벨 값이 i 에서 j 로 변하는 빈도수를 의미한다. 공간 명암도 의존 행렬을 구한 후, 사용한 전체 화소수로 공간 명암도 의존 행렬의 각 원소를 나누면 확률밀도 함수를 구할 수 있다. 그림 1은 공간 명암도 의존 행렬을 구하는 하나의 예이다. 그림 1(a)는 크기가 4×4 이고 최대 명암도 레벨이 3인 원 영상의 명암도 레벨이고, 그림 1(b)는 공간 명암도 의존 행렬의 구조를 나타낸 것으로서 여기서 N_o 는 빈도수를 나타낸다.

그림 1(c)는 두 화소의 방향이 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 인 경우에 구한 각 공간 명암도 의존 행렬을 나타낸다. 여기에서 두 화소사이의 거리는 모두 1로 하였다.

각 방향에 대하여 정규화 된 공간 명암도 의존 행렬 $p(i, j | d, \theta)$ 는

$$p(i, j | d, \theta) = \frac{f(i, j | d, \theta)}{[\sum_{x=0}^{N_g} \sum_{y=0}^{N_g} f(x, y | d, \theta)]} \quad (9)$$

이 되며 확률을 의미한다. 이는 공간 명암도 의존 행렬의 각 원소의 확률로서 이를 모두 합하면 1이 된다.

$f(i, j | d, \theta)$ 를 네 방향에 대하여 표시하면

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

(a)

Gray level	0	1	2	3
0	$N_o(0, 0)$	$N_o(0, 1)$	$N_o(0, 2)$	$N_o(0, 3)$
1	$N_o(1, 0)$	$N_o(1, 1)$	$N_o(1, 2)$	$N_o(1, 3)$
2	$N_o(2, 0)$	$N_o(2, 1)$	$N_o(2, 2)$	$N_o(2, 3)$
3	$N_o(3, 0)$	$N_o(3, 1)$	$N_o(3, 2)$	$N_o(3, 3)$

(b)

$$\begin{aligned} \Phi_h &= \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} & \Phi_v &= \begin{bmatrix} 6 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 4 & 2 & 0 \\ 2 & 2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix} & \Phi_{la} &= \begin{bmatrix} 2 & 1 & 3 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \\ 3 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix} & \Phi_{rd} &= \begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 4 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\ 0^\circ & & 90^\circ & & 135^\circ & & 45^\circ \end{aligned}$$

(c)

그림 1. 공간 명암도 의존 행렬의 예: (a) 4×4 영상, (b) 공간 명암도 의존 행렬 구조(최대 명암도 레벨은 3), (c) 4 방향에 대한 공간 명암도 의존 행렬.

$$f(i, j | d, 0^\circ) = No\{(k, l), (m, n) \in (L_r \times L_c) \times (L_r \times L_c) | k-m=0, |l-n|=d, I(k, l)=i, I(m, n)=j\}$$

(10)

$$f(i, j | d, 45^\circ) = No\{(k, l), (m, n) \in (L_r \times L_c) \times (L_r \times L_c) | (k-m=d, l-n=-d) \text{ or } (k-m)=-d, l-n=d, I(k, l)=i, I(m, n)=j\}$$

(11)

$$f(i, j | d, 90^\circ) = No\{(k, l), (m, n) \in (L_r \times L_c) \times (L_r \times L_c) | |k-m|=d, l-n=0, I(k, l)=i, I(m, n)=j\}$$

(12)

$$f(i, j | d, 135^\circ) = No\{(k, l), (m, n) \in (L_r \times L_c) \times (L_r \times L_c) | (k-m=d, l-n=d) \text{ or } (k-m)=-d, l-n=-d, I(k, l)=i, I(m, n)=j\}$$

(13)

과 같다. 각 방향에 대하여 공간 명암도 의존 행렬로부터 각 방향에 얻을 수 있는 질감특징은

(1) 평균

$$\mu(\Phi(d, \theta)) = \mu = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} p(i, j | d, \theta)$$

(14)

(2) 분산

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

(15)

(3) 상관계수

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

(16)

(4) 에너지

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

(17)

(5) 엔트로피

$$H(\Phi(d, \theta)) = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} -p(i, j | d, \theta) \log p(i, j | d, \theta)$$

(18)

(6) 대비

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

(19)

(7) 국부균일성

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

(20)

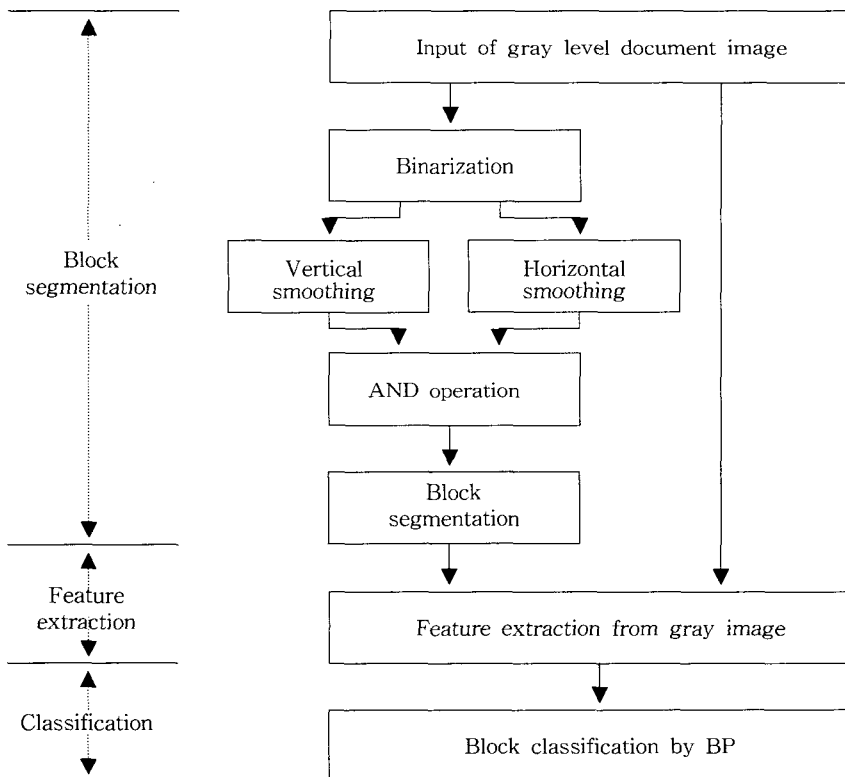


그림 2. 제안한 블록분류의 순서도

등이다. 이와 같은 2차 통계 특성을 이용한 방법들은 지형, 농작물 작황 등의 항공사진과 같은 질감 영상 분할에 주로 이용되어 왔으며, 이들 중 공간 명암도 의존 행렬이 명암도 영상에서 질감특징을 추출하는 수단으로 가장 우수하다고 알려져 있다.

일반 영상분할을 위한 질감 특징 추출에 공간 명암도 의존 행렬을 이용할 경우 0° , 45° , 90° , 135° 방향을 가지는 일정크기의 마스크 4개를 전체 영상에 대해 순차적으로 주사하여 공간 명암도 의존 행렬을 구한 후 이로부터 각 방향에 대한 질감특징을 추출하게 된다. 추출된 각 방향에 대한 특징들을 평균하거나 합함으로써 질감이 서로 다른 영상을 분할하거나 분류하게 된다. 이와 같은 공간 명암도 의존 행렬을 이용한 질감특징 추출방법을 그대로 문서영상의 유형 분류에 적용할 경우 그 처리에 많은 시간이 소요된다.

따라서 본 연구에서는 문서블록이 갖는 패턴의 규칙성이나 전역적 균질성과 같은 문서의 특징이 잘 반영될 수 있도록 분할된 각 블록을 하나의 마스크로 정하고 각 블록에서 거리벡터가 (0,1)인 공간 명암도 의존 행렬을 구하여 질감특징을 추출하였다. 추출한 특징은 (14)에서 부터 (20)에 나타난 7가지이다.

제안한 유형분류 순서도는 그림 2와 같다.

4. 실험 결과

HP ScanJet IIcx 스캐너를 이용하여 대한 전자공학회 논문지와 한국 정보과학회 논문지에서 150dpi 및 300dpi의 256명암도 영상을 실험 영상으로 하였다. 실험에 사용한 표준 데이터는 150dpi 문서 블록 141개와 300dpi 문서 블록 355개로 하였다. 평활화 방법을 이용하여 블록분할 하였으며 평활화의 간격은 300dpi를 기준으로 가로 세로 각각 35 및 25화소로 하였고 블록 순번화에는 체인코드를 이용하였다.

실험에 사용한 대표적인 명암도 문서영상은 그림 3(a)에 나타내었으며, 이를 이진화한 결과 영상은 그림 3(b)와 같다. 수평 평활화의 결과는 그림 3(c)에 도시하였으며, 수직 평활화한 결과 영상은 그림 3(d)에, 각 영역을 순번화하고 각 영역의 좌측 상단좌표와 우측 하단좌표를 구하여 블록으로 만든 결과는 그림 3(e)에 나타내었다. 그리고 제안한 방법에 의해 분류된 유형을 그림 3(f)에 나타내었다. 그림 3(f)에

는 사진, 그래픽, 그리고 작은 문자 블록으로 분류되었다.

300dpi를 기준했을 때 평활화 간격은 문단사이 간격이나 블록간 간격 등을 고려하여 가로 세로 각각 35, 25화소로 설정함으로써 문단 단위로 효과적인 블록분할이 됨을 그림 3(e)를 통해 확인할 수 있었다. 또한 그림 3에서 보는 바와 같이 질감특징을 이용한 일반영상 분할과 달리 본 논문에서는 이진화된 영상에서 분할된 사각형 블록의 좌표를 추출한 후 이를 명암도 문서영상의 블록분할에 이용함으로써 신속한 명암도 문서영상 분할이 가능하도록 하였다.

그림 3(e)와 같이 분할된 각 블록으로부터 특징추출에 필요한 행렬들을 만들었다. 이 행렬들을 이용하여 추출된 특징 값들을 최소와 최대를 기준으로 0~1 사이로 정규화하여 역전파 신경회로망의 입력으로 사용하여 블록의 유형분류를 수행하였다.

제안한 방법에서 한 페이지를 블록 분할하는 데는 0.5초정도가 소요되며 분류에 사용된 역전파 신경회로망의 모멘텀과 학습률은 각각 0.7, 0.9로 하였다. 수렴을 위한 개개의 오차 한계는 0.01을 설정하였고 전체 오차한계는 0.001로 하였다. 학습의 반복 회수는 20000회로 설정하였고 개개 오차나 한계오차 이내로 수렴될 때 학습이 종료되도록 하였다. 90개 학습패턴을 학습시킬 때 소요되는 시간은 보통 2분 이내로 종료되었다. 학습이 완료된 상태에서의 블록분류는 금방 결과가 화면에 나타난다. 분류할 유형의 종류는 작은 문자, 중간 문자, 큰 문자, 표, 그래픽 및 사진 블록 등 여섯 가지이다. 학습에는 실험 전체 354개 데이터 중에서 각 유형별로 반을 사용하였고, 그 나머지는 분류 시험에 사용하였다.

4.1 이진영상에서의 블록분류

본 유형분류 방법과 성능을 비교하기 위해 기존의 이진영상에서 질감특징을 이용하는 Wang 방법을 150dpi와 300dpi 해상도의 명암도 문서영상에 적용하여 실험하였다.

이진영상에서 질감특징을 이용하는 방법에서는 짧은 연결 강조 F_1 , 긴 연결 강조 F_2 및 매우 긴 연결 강조 F_3 등의 세 가지 특징을 추출하여 사용하였다. 이진영상의 질감을 이용한 문서블록의 유형분류 실험에서 이진화를 위한 임계값은 문서 영상의 배경

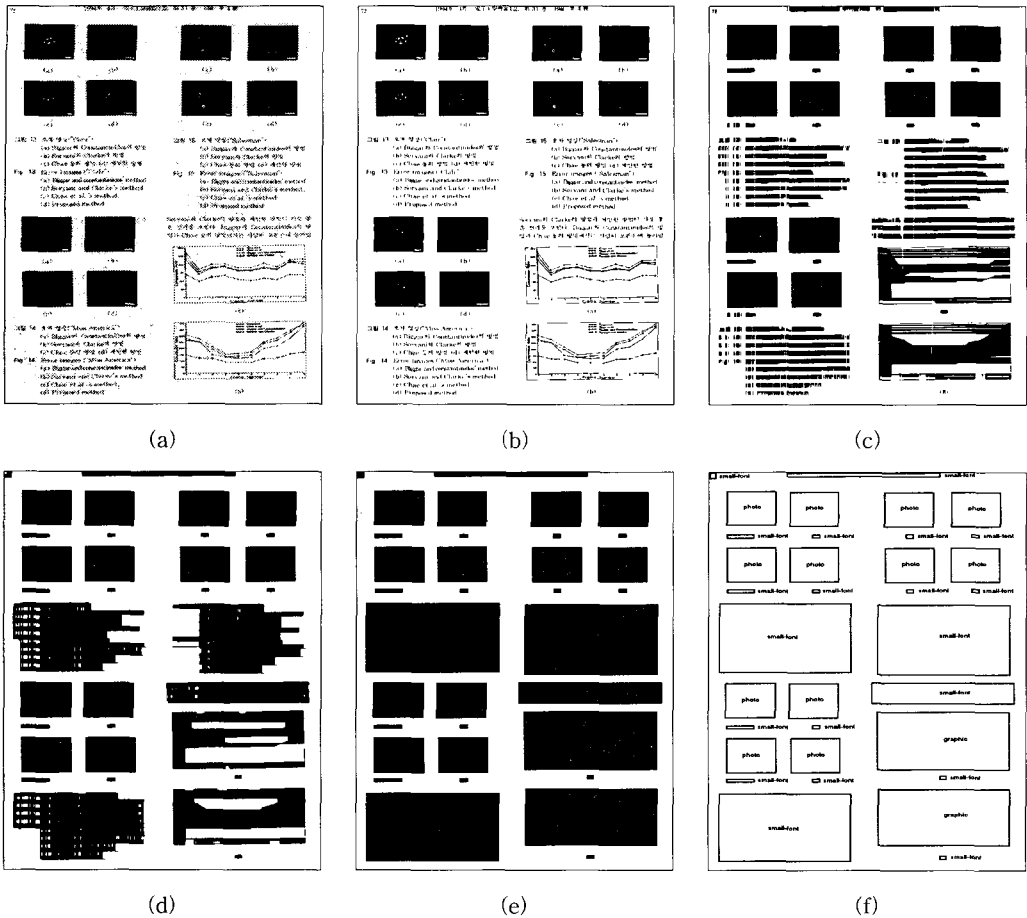


그림 3. 제안한 방법에 의한 블록분할과 유형분류: (a)원 영상, (b) 이진화된 영상, (c) 수평 평활화 된 영상, (d) 수직 평활화 된 영상, (e) 평활화 방법에 의해 분할된 영상, (f) 제안한 방법에 의해 분류된 결과.

잠음제거와 문서내 정보 보존상태를 고려하여 사진 블록은 125, 나머지 블록은 170으로 선정하여 수행하였다. 전술한 특징 F_1, F_2, F_3 을 이용하여 Wang 등이 실험에 사용한 것과 같이 임계값 T_1 을 50으로 고정한 후 T_2 를 15과 10로 변화시켰을 때, 이진 질감특징을 이용한 분류 결과를 각각 표 1과 표 2에 나타내었다.

본 실험에서는 입, 출력 노드수가 각각 3개와 6개로 상당히 작기 때문에 은닉층 노드 수를 분류될 블록개수인 6개로 설정하였다. 표 1을 통해 중간 문자 블록을 제외한 나머지 블록들은 거의 100%의 학습 및 분류 인식률을 나타내는 반면 중간 문자 블록은 학습 및 분류 인식률이 상당히 낮음을 알 수 있다. 실제 중간 문자 블록의 대부분이 작은 문자 블록이나 표 블록으로 분류됨을 실험을 통해 확인하였다. 이는 Wang 등이 200dpi 문서영상에 대해 사용한 임계값

T_1, T_2 를 본 실험의 300dpi 문서영상에 변경시키지 않고 적용하였기 때문인 것으로 사료된다. 200dpi에

표 1. 이진영상에서 질감특징을 이용하여 분류한 결과 (300dpi, $T_1=50, T_2=15$)

CB	LB	LR	TB	RR
SF	39	38/39	40	78/79
MF	25	5/25	26	5/51
LF	16	16/16	16	32/32
TA	22	21/22	22	43/44
GR	47	47/47	47	87/94
PH	27	26/27	28	54/55

CB : Categories of blocks, LB : Number of learning blocks, LR : Learning rates, TB : Number of testing blocks, RR : Recognition rates, SF : Small fonts, MF : Medium fonts, LF : Large fonts, TA : Tables, GR : Graphics, PH : Photos

표 2. 이진 영상에서 질감특징을 이용하여 분류한 결과 (300dpi, $T_1=50$, $T_2=10$)

CB	LB	LR	TB	RR
SF	39	0/39	40	0/79
MF	25	6/25	26	6/51
LF	16	16/16	16	32/32
TA	22	22/22	22	42/44
GR	47	45/47	47	85/94
PH	27	26/27	28	54/55

서 적용한 임계값 T_1 , T_2 가 해상도 300dpi로 증가함에 따라 상대적으로 작아지게 되어 중간 문자들이 대부분 작은 문자로 분류된 것으로 사료된다.

이를 통해 이진영상의 질감을 이용하며 문서블록의 유형을 분류할 때 해상도 변화에 따른 적절한 임계값의 설정이 요구됨을 알 수 있다. 또한, 짧은 연결 강조 F_1 , 긴 연결 강조 F_2 및 매우 긴 연결 강조 F_3 등의 3 가지 특징만으로는 중간 연결 길이를 가지는 중간 문자블록과 그래픽 블록의 질감특징을 제대로 반영시킬 수 없음을 알 수 있다. 그러나 여기서 사용한 3가지 질감특징이 다수의 문서블록에 대한 실험을 통하여 중간 문자 블록과 그래픽블록을 제외한 나머지 블록들의 분류에 효과적임을 확인하였다.

4.2 명암도 영상에서의 블록분류

본 유형분류 방법과 성능을 비교하기 명암도 영상에서 명암도 차이 행렬, 명암도 연결길이 행렬 그리고 공간 명암도 의존 행렬을 150dpi, 300dpi 명암도 문서영상에 적용하여 실험하였다.

명암도 차이 행렬을 이용하는 방법에서는 대비, 모멘트, 엔트로피 및 평균 등의 4가지 특징을 추출하여 사용하였다.

표 3에서는 작은 문자, 중간 문자에서 학습율과 분류율이 떨어진다. 특히 중간 문자의 학습율과 분류율은 거의 반 정도이다. 큰 문자에서 2개, 그리고 그래픽 블록에서 4개가 잘못 분류되었다. 잘못 분류된 유형별 내용을 살펴보면 작은 문자의 경우 대부분 표로 오분류되었으며, 중간 문자의 경우 대부분 작은 문자로 오분류되었다. 표 4에서도 작은 문자, 중간 문자에서 학습률과 분류율이 상대적으로 낮음을 알 수 있다.

표 3. 명암도 차이 행렬로 분류한 결과 (300dpi)

CB	LB	LR	TB	RR
SF	39	33/39	40	64/79
MF	25	12/25	26	25/51
LF	16	15/16	16	29/32
TA	22	18/22	22	40/44
GR	47	46/47	47	89/94
PH	27	27/27	28	55/55

명암도 차이 행렬에서는 비슷한 명암도를 가지는 영역이 넓게 분포하는 블록에 대해서 행렬의 많은 요소들이 일정한 값을 가지므로 그 영역의 특성을 잘 반영한다. 따라서 비슷한 명암도를 가지는 영역이 작게 분포하는 중간 문자와 작은 문자 블록에서는 오분류율이 높게 나타난 것으로 사료된다.

명암도 연결길이 행렬에서는 각도를 $\theta=0^\circ$ 로 하여 수평방향의 행렬을 구하여 5가지 특징을 각각 질감 특징을 추출하였다. 역전과 신경회로망의 입력 노드는 5개이며, 은닉층 노드는 7개, 그리고 출력 노드는 6개를 사용하였다.

명암도 연결길이 행렬에서 특징을 추출하여 300dpi 및 150dpi 영상에 대해 분류한 결과를 표 5와 표 6에 각각 나타내었다. 표 5에서는 특히 다른 유형에서보다 작은 문자가 많이 잘못 분류되었으며, 그 내용을 살펴보면 2/3정도가 표로, 나머지는 큰 문자로 잘못 분류되었다. 중간 문자에서는 2개가 표로 잘못 분류되었다. 표 6에서는 중간 문자와 표에서 2, 3개가 잘못 분류되었다. 명암도 연결길이 행렬은 같은 명암도값을 가지는 화소들의 연결길이를 이용하여 공간정보를 표현한다. 따라서 짧은 연결길이를 가지는 작은 문자들은 높은 오분류율을 나타낸 것으로 사료된다.

표 4. 명암도 차이 행렬로 분류한 결과 (150dpi)

CB	LB	LR	TB	RR
SF	12	10/12	13	15/25
MF	12	10/12	12	15/24
LF	12	12/12	13	25/25
TA	10	9/10	10	17/20
GR	10	10/10	11	21/21
PH	13	13/13	13	26/26

표 5. 명암도 연결길이 행렬로 분류한 결과 (300dpi)

CB	LB	LR	TB	RR
SF	39	35/39	40	59/79
MF	25	24/25	26	48/51
LF	16	15/16	16	28/32
TA	22	19/22	22	40/44
GR	47	47/47	47	92/94
PH	27	27/27	28	55/55

표 7. 공간 명암도 의존 행렬로 분류한 결과 (300dpi)

CB	LB	LR	TB	RR
SF	39	39/39	40	73/79
MF	25	25/25	26	48/51
LF	16	16/16	16	30/32
TA	22	20/22	22	38/44
GR	47	47/47	47	94/94
PH	27	27/27	28	54/55

표 6. 명암도 연결 길이 행렬로 분류한 결과 (150dpi)

CB	LB	LR	TB	RR
SF	12	12/12	13	25/25
MF	12	12/12	12	22/24
LF	12	12/12	13	25/25
TA	10	7/10	10	14/20
GR	10	10/10	11	21/21
PH	13	13/13	13	26/26

표 8. 공간 명암도 의존 행렬로 분류한 결과 (150dpi)

CB	LB	LR	TB	RR
SF	12	12/12	13	25/25
MF	12	11/12	12	21/24
LF	12	13/13	13	26/26
TA	10	9/10	10	18/20
GR	10	11/11	11	22/22
PH	13	13/13	13	26/26

공간 명암도 의존행렬을 이용한 방법에서는 본 논문에서는 수평방향의 공간 명암도 의존 행렬로부터 평균, 분산, 상관계수, 에너지, 엔트로피, 대비 및 국부 균일성의 일곱 가지 특징을 추출하여 사용하였다. 은닉층은 단일 층을 사용하였고 5개에서 10개 노드를 사용하여 실험한 후 8개의 노드수로 결정하였다.

공간 명암도 의존 행렬을 이용한 분류 실험결과를 표 7과 표 8에 정리하였다. 표 7에서는 작은 문자에서 잘못 분류된 6개 중에 5개가 표로 분류되었고, 한 개가 그래픽으로 분류되었다. 중간 문자의 3개는 작은 글자로 1개, 표로 1개, 그래픽으로 1개가 잘못 분류되었다. 큰 문자는 2개가 그래픽으로 잘못 분류되었다. 표 유형에서는 4개가 잘못 분류되었는데 중간 문자로 1개, 그래픽으로 1개, 사진으로 1개가 잘못 분류되

었다. 그래픽과 사진은 잘못된 분류가 없었다. 표 8에서는 중간 문자가 1개는 큰 문자, 1개는 표, 그리고 표는 작은 문자로 1개가 잘못 분류되었다.

제안한 방법과 기존의 이진 문서 영상으로부터 질감특징을 사용하여 분류하는 Wang의 방법, 명암도 문서 영상에서 명암도 차이 행렬을 이용하는 방법, 그리고 명암도 연결길이 행렬을 이용하여 분류하는 방법을 실험하고 그 결과를 비교하여 표 9에 나타내었다.

공간 명암도 의존 행렬로부터 추출한 7가지 특징 값들이 각 블록의 특징을 어떻게 분류해낼 수 있는가를 6가지 유형의 각 블록별로 대표적인 10개씩의 블록들, 즉 전체 60개의 블록에 대하여 분류시험하고 2차원 특징 공간상의 분포를 그림 6, 그림 7 및 그림

표 9. 블록분류 성능 비교 (300dpi)

CB \ Methods	Wang's method	GLDM method	GLRLM method	proposed method
SF	78/79	64/79	59/79	73/79
MF	5/51	25/51	48/51	48/51
LF	32/32	29/32	28/32	30/32
TA	43/44	40/44	40/44	38/44
GR	87/94	89/94	92/94	94/94
PH	54/55	55/55	55/55	54/55

8에 나타내었다. 그림 6을 통해 사진과 그래픽은 국부균일성에 의해 잘 분류될 수 있음을 알 수 있으며, 그림 7을 통해 국부균일성과 대비를 이용하여도 분류하기가 힘든 중간 문자와 표를 분산에 의해 분류될 수 있음을 알 수 있다. 그리고 그림 8를 통해 큰 문자와 작은 문자가 평균과 국부균일성에 의해 분류될 수 있음을 알 수 있다. 따라서 국부균일성, 평균, 대비 및 분산의 네 가지 질감특징만을 사용하여 6가지의 유형을 분류할 수 있음을 알 수 있으며, 특히, 평균과 국부 균일성이 유형분류에 큰 역할을 할 수 있음을 알 수 있다. 그림 6에서는 사진은 명암도의 변화가 많은 영상이 대부분이며 그래픽은 대부분이 높은 명암도로 매우 일정하다. 따라서 국부균일성과 대비의 공간분포에서 사진과 그래픽은 쉽게 분류된다. 그림 7에서는 획이 가는 작은 문자나 선분 및 작은 문자들이 포함되어 있는 일정한 형태인 표와는 달리 중간

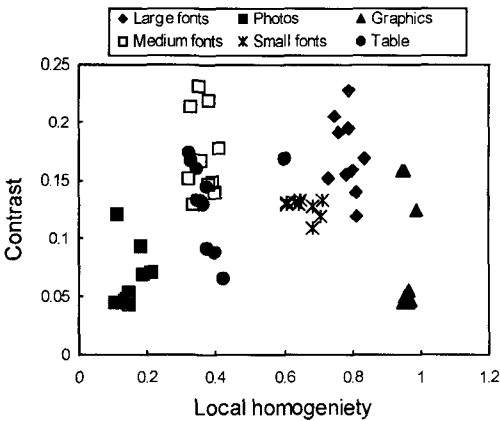


그림 6. 국부균일성과 대비의 특징공간

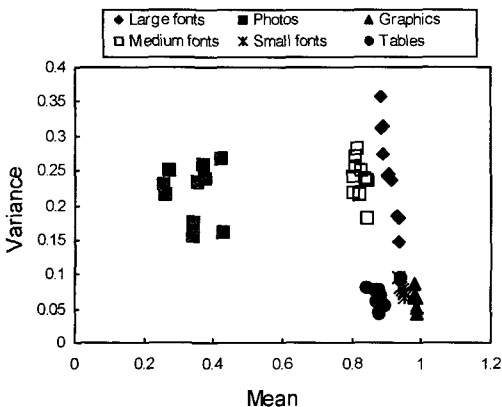


그림 7. 평균과 분산의 특징공간

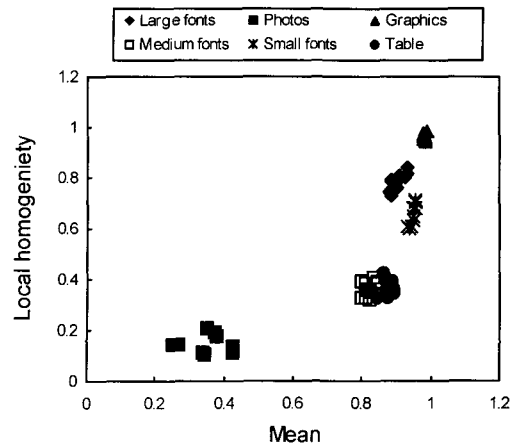


그림 8. 평균과 국부균일성의 특징공간

문자는 이들보다는 굵은 획으로 이루어져 있으므로 특히 분산의 값이 높게 나타난다. 그림 8에서는 작은 문자의 일정한 크기와 그래픽의 선과 많은 여백은 국부균일성과 평균에서 차이를 나게 한다.

5. 결 론

본 논문에서는 공간 명암도 의존 행렬의 2차 통계 질감특징을 이용하여 문서영상의 다양한 블록들을 상세하게 분류해낼 수 있는 방안을 제시하였다. 제안한 블록분류 방법에서는 명암도 영상의 질감특징을 이용하는 대신 이진화된 영상에 대해 평활화 기법을 적용함으로써 사각형 블록으로 분할된 영상의 각 사각형 좌표를 추출 한 후 이를 명암도 문서영상의 블록분할에 이용함으로써 신속한 명암도 문서영상 분할이 가능하도록 하였다. 이와 같이 분할된 블록들의 공간 명암도 의존 행렬로부터 평균, 분산, 상관계수, 에너지, 엔트로피, 명암대비 및 국부균일성 등의 7가지 질감특징을 추출하였다. 특히, 일반 영상에서의 영역 분할 및 분류에서와는 달리 분할된 각 블록에 마스크를 한 번씩만 적용시켜 수평축 방향의 공간 명암도 의존 행렬만을 구함으로써 고속의 질감특징 추출이 가능하도록 하였다. 추출된 7가지 특징을 역전파 신경회로망에 학습시킴으로써 문서블록을 큰 문자, 중간 문자, 작은 문자, 표, 그래픽 및 사진 등 6 유형으로 상세분류가 가능하도록 하였다.

대한 전자공학회 논문지와 한국 정보과학회 논문지에서 150dpi와 300dpi로 스캔하여 141개와 355개

의 문서블록에 대해 실험하였다. 6 유형의 블록별로 대표적인 샘플 블록 60개씩을 택하여 60개 블록을 가지고 예비 실험하여 각 블록들의 2차원 특징공간상의 분포들을 검토하고 각 질감특징의 블록분류 능력을 확인하였다. 국부균일성은 사진과 그래픽블록을 구별해내고, 국부균일성과 대비는 중간문자와 표블록을, 그리고 평균과 국부균일성은 큰 문자와 작은 문자 블록을 잘 구분해낼 수 있음을 확인하였다. 따라서 7가지 질감특징중 이들 4개 특징을 가지고도 6개의 유형을 분류할 수 있음을 확인하였다.

전체 496개 블록의 대해서 실험해 본 결과 제안한 방식을 이용하여 블록분류 하는 것이 명암도 영상에서 명암도 차이 행렬이나 명암도 연결길이 행렬을 이용한 블록분류에 비해 더 정확하고 상세하게 블록분류함을 확인 할 수 있었다. 제안한 방법에서는 해상도 변화에 따른 임계값 설정 없이도 그래픽과 같은 명암도 질감 특성에 대한 분류률이 높음을 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] L. O’Gorman and R. Kasturi, *Document Image Analysis*, IEEE Computer Society Press, Washington, 1995.
- [2] 이성환, *문자인식 - 이론과 실제*, 홍릉과학 출판사, 1993.
- [3] F. M. Wahl, K. Y. Wong, and R. G. Casey, “Block Segmentation and Text Extraction in Mixed Text/Image Documents,” *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 22, pp. 375-390, 1982.
- [4] 백영목, 임길택, 김우태, 진성일, “영역 레이블링 방식을 이용한 일반 문서의 Layout Understanding,” *제 6회 영상처리 이해에 관한 워크샵 논문집*, Vol. 1, pp. 204-209, 1994.
- [5] D. Wang and S. N. Srihari, “Classification of Newspaper Image Blocks Using Texture Analysis,” *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 47, pp. 327-352, 1989.
- [6] A. Bovik, *Handbook of Image & Video Processing*, Academic Press, 2000.
- [7] 장대근, 황찬식, “이미지 필터와 제한 조건을 이용한 문서영상 구조분석,” Vol. 9-B, pp. 311-318, 2002.
- [6] L. Wang and T. Pavlidis, “Direct Gray-Scale Extraction of Features for Character Recognition,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, No. 10, pp. 1053-1067, 1993.
- [7] A. K. Jain and S. Bhattacharjee, “Text Segmentation Using Gabor Filters for Automatic Document Processing,” *Machine Vision and Applications*, Vol. 5, pp. 169-184, 1992.
- [8] A. K. Jain and Y. Zhong, “Page Segmentation Using Texture Discrimination Masks,” *Proceedings ICIP*, pp. 308-311, Washington, D.C., U.S.A., 1995.
- [9] S.-W. Lee and Y.-J. Kim, “Direct Extraction of Topographic Features for Gray Scale Character Recognition,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, No. 7, pp. 724-729, 1995.
- [10] 이정환, “조건부 1차원 히스토그램을 이용한 텍스처 영역 추출 및 경계 부호화,” *한국 과학기술원 박사 학위 논문*, 1993.
- [11] B. Julesz, “Visual Pattern Discrimination,” *IRE Trans. Inform. Theory*, Vol. IT-8, No. 1, pp. 84-94, 1962.
- [12] J. S. Weszka, C. R. Dyer, and A. Rosenfeld, “A Comparative Study of Texture Measures for Terrain Classification,” *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. SMC-6, pp. 269-285, 1976.
- [13] R. W. Connors and C. A. Halow, “A Theoretical Comparison of Texture Algorithms,” *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-2, No. 3, pp. 204-222, 1980.
- [14] R. M. Haralick, K. Shanmugan, and I. H. Dinstein, “Textural Features for Image Classification,” *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, Vol. SMC-3, pp. 610-621, 1973.
- [15] 이인동, 권오석, 김태균, “문서영상에서 문자와 비문자의 분리추출,” *한국 정보과학회 논문지*, Vol. 17, No. 3, pp. 247-257, 1990.
- [16] T. Pavlidis and Wolberg, “An Algorithm for

- the Segmentation of Bilevel Images," *Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, Miami, U.S.A., pp. 570-575, 1986.
- [17] C. M. Leung, "A Practical Basis Set for Chinese Character Recognition," in *Proc. IEEE Computer Vision Pattern Recognition Conference*. (San Francisco), pp. 532-537, 1985.
- [18] H. Murakami and B. V. K. Vijaya Kumar, "Efficient Calculation of Primary Images from a Set of Images," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-4, pp. 511-515, 1982.



김 중 수

1982년 경북대학교 전자공학과
학사
1984년 경북대학교 대학원 전자
공학과 석사
1996년 경북대학교 대학원 전자
공학과 전자계산전공
박사

2002년 UTA 교환교수
1987년~현재 국립안동대학교 교수
관심분야: 영상처리, 데이터베이스