

# 인쇄된 한글 문서의 폰트 인식

박 문 호<sup>†</sup> · 손 영 우<sup>††</sup> · 김 석 태<sup>†††</sup> · 남 궁 재 찬<sup>††††</sup>

## 요 약

본 논문은 새로운 형태의 문서 통신 방식인 지적 커뮤니케이션 시스템(IICS: Intelligent Image Communication System)의 구현을 위하여 한글 문서를 대상으로 문서를 구성하는 문자의 서체와 문자의 크기 및 기울기를 인식하는 방법을 제안한다. 서체를 인식하기 위하여 문서에서 일정한 크기의 블록을 추출하여 주파수 분석을 하였고, 단어의 외접 사각형의 수직 거리를 이용하여 문자의 크기를 인식하였다. 문자의 기울기를 인식하기 위하여 수직 방향의 투영 프로파일을 이용하였다. 서체 인식을 위한 인식기는 가변적인 히든 노드를 이용하여 오류 역전파 알고리즘으로 학습된 MLP(Multi-layer Perceptron)를 사용하였으며, 문자의 크기와 기울기를 분류하기 위하여 Mahalanobis distance를 이용하였다. 실험을 통하여 서체 분류는 10개의 서체에 대하여 평균 95.19%의 인식률을 얻었고, 문자의 크기 분류는 5가지의 문자 크기에 대하여 평균 97.34%의 인식률을 얻었으며, 문자의 기울기는 평균 89.09%의 인식률을 얻음으로써 제안된 방법의 유용성을 입증하였다.

## The Font Recognition of Printed Hangeul Documents

Moon-Ho Park<sup>†</sup> · Young-Woo Shon<sup>††</sup> · Seok-Tae Kim<sup>†††</sup> · Jae-Chan Namkung<sup>††††</sup>

## ABSTRACT

The main focus of this paper is the recognition of printed Hangeul documents in terms of typeface, character size and character slope for IICS(Intelligent Image Communication System). The fixed-size blocks extracted from documents are analyzed in frequency domain for the typeface classification. The vertical pixel counts and projection profile of bounding box are used for the character size classification and the character slope classification, respectively. The MLP with variable hidden nodes and error back-propagation algorithm is used as typeface classifier, and Mahalanobis distance is used to classify the character size and slope. The experimental results demonstrate the usefulness of proposed system with the mean rate of 95.19% in typeface classification, 97.34% in character size classification, and 89.09% in character slope classification.

## 1. 서 론

광학 문자 인식(OCR) 기술의 발전으로 사람이 컴퓨터에 직접 정보를 입력하는 기존의 방법과는 달리 스캐너를 이용하여 필요한 내용을 자동으로 입력할 수 있는 기술이 등장하였다. 문자 인식과 함께 문서에 그림이나 표 등이 포함된 복잡한 형태의 문서로부터 각 구성 요소를 추출하는 연구(Document Structure Analysis)도 활발히 이루어지고 있다[1][2][3][4]. 지금까지의 문자 인식 기술의 발전 추세는, 문자의 속성

※본 연구는 1996년 학술진흥재단 연구비 지원(과제번호 E-0178)에 의하여 수행되었음

† 준 회 원: 한국과학기술연구원 CAD/CAM

†† 정 회 원: 광운대학교 컴퓨터공학과

††† 종신회원: 부경대학교 정보통신공학과 교수

†††† 종신회원: 광운대학교 컴퓨터공학과 교수

논문접수: 1997년 1월 14일, 심사완료: 1997년 7월 21일

에 무관한 문자 인식 기술을 개발하는 방향으로 발전하여 왔다[5][6][7]. 따라서 문자의 속성은 문자 인식의 방해가 된다고 간주되어 문자의 속성을 제거하는 방향으로 문자 인식 기술이 발전되어왔다.

최근에는 문자가 가지고 있는 속성 정보의 유용성을 고려하여 문자의 속성을 인식(Character Attribute Recognition)하는 연구가 이루어지고 있다. 문자의 속성을 인식하여 응용할 수 있는 분야는 다음과 같다.

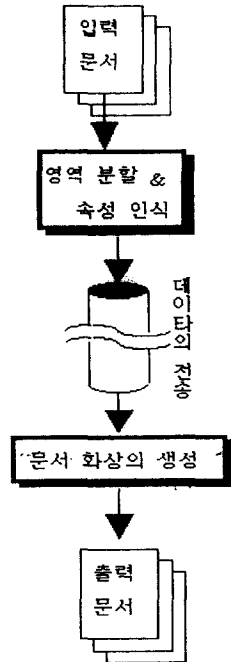
첫째, 문자 인식률의 한계에 따라 인식률 향상을 위한 새로운 접근 방법으로 활용될 수 있다. 즉 문자 인식을 수행하기 전에 먼저 텍스트를 구성하고 있는 문자의 속성을 인식한 후 문자 속성에 대한 사전 정보를 이용하여 문자 인식을 수행함으로써 문자 인식률을 향상시키고, 문자의 속성별로 간소한 인식기를 결합한 인식 시스템을 구성할 수 있다.

둘째, 문자 인식 결과에 따라 본래의 문서와 동일한 속성을 가진 문서를 만들어 냄으로써 문서의 특성을 충실히 재현할 수 있는 문서 인식 시스템을 구현할 수 있다.

셋째, 인쇄된 문서로부터 SGML 문서나 HTML 문서로 자동적으로 변환시키는 시스템을 구현할 수 있다. SGML 문서나 HTML 문서로 변환하기 위해서는 문서를 구성하는 문자의 코드 뿐만 아니라 여러가지 문자 속성에 대한 정보가 필요하다.

넷째, 문서 화상의 지적 커뮤니케이션(IICS: Intelligent Image Communication System)에 응용한 고기능의 커뮤니케이션 구현으로 부가 가치를 높일 수 있다. 문서 화상의 지적 커뮤니케이션이란 문서를 이미지와 텍스트 등의 각 영역으로 분할하여 각 구성 요소를 부호화하여 전송하는 방식이다. 이때 텍스트에 관한 정보에는 문자의 코드 뿐만 아니라 문자의 크기나 기울기 등 문자의 속성을 포함하게 된다. 따라서 송신 측에서 문서를 구성하는 각 구성요소에 대한 속성을 추출한 뒤 위치 정보와 함께 전송하면 수신 측에서는 보내진 정보에 따라 본래의 문서와 동일한 속성을 가진, 즉 문서의 원형이 보존된 문서를 다시 만들어 낼 수 있는 문서 송수신 시스템을 구현할 수 있다. 그림 1에서는 문서 화상의 지적 커뮤니케이션 모델을 나타내었다.

폰트 인식에 관한 기존의 연구[8][9][10][11]는 문자별로 폰트를 인식하는 방법과 영역별로 폰트를 인식



(그림 1) 문서 화상의 지적 커뮤니케이션 모델  
(Fig. 1) The IICS model of printed documents

하는 방법이 있다. 문자별 폰트 인식 방법은 전체 대상 문자에 대한 정보 추출 과정이 요구되나, 개별 문자에 대하여 비교적 정확한 폰트 인식을 수행할 수 있다는 장점이 있다. 영역별 폰트 인식 방법은 문서에서 한가지 주제에 대해 언급할 때 동일한 폰트를 사용한다는 본문의 일반적인 속성에 착안한 것으로, 다량의 정보를 신속하게 처리할 수 있다는 장점과 대상 문서에 부분적인 제한을 둔다는 단점이 있다.

본 논문에서는 후자의 경우인 영역별 폰트 인식 방법을 사용하며 문서에서 256x256 픽셀 크기의 블럭을 사용하여 주파수 분석과 신경망을 사용하여 서체를 분류한 후 문자의 크기와 기울기를 분류하는 방법을 제안하였다.

## 2. 본 론

### 2.1 신경회로망을 이용한 서체 인식

신경 회로망은 인간 두뇌의 정보처리 방식을 모델링한 것으로 패턴 인식, 신호 처리, 제어, 의료 분야 등 여러 분야에서 활발히 연구가 진행되고 있고, 다

양한 모델도 개발되어있다. 생물학적 뉴런을 수학적으로 모델링한 것이 퍼셉트론이며 각 뉴런을 연결하는 연결 강도를 가중치(weight)로 나타낸다. 그러나 퍼셉트론은 선형적으로 분리 가능한 문제만 해결할 수 있다. 이러한 한계성을 극복하기 위해 여러 계층의 퍼셉트론을 구성하여 한계를 극복하였다.

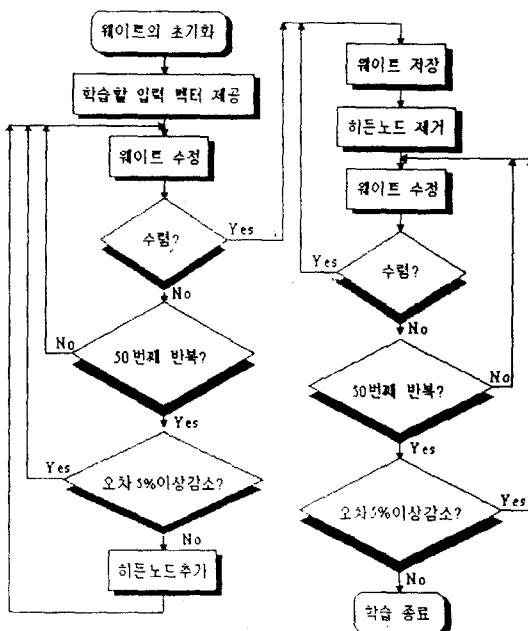
다층 퍼셉트론(MLP:Multi-layer Perceptron)의 학습에 사용되는 오류 역전파 알고리즘(Back-propagation Algorithm)은 Rumelhart 등에 의해 제시된 이후 강력한 학습 능력과 문제 해결 능력으로 여러 응용 분야에서 사용되고 있다. 그러나 학습 속도가 느리며, 지역적 최소치(local minima)에 빠지거나, 학습 마비(network paralysis) 현상이 발생할 수 있다. 또한 최적의 히든 노드 수를 결정하기가 어렵기 때문에 최적의 히든 노드 수를 결정하는 연구가 진행되어왔다. Yoshio Hirose는 네트워크가 지역적 최소치에 빠질 경우에 히든 노드를 증가 시키는 방법을 사용하여 네트워크의 수렴을 용이하게 하는 연구를 하였다[12]. 학습 진행 중 학습 정체 현상이 발생하면 네트워크가

지역적 최소치에 빠진다고 판단하여 히든 노드 수를 증가 시키고, 일단 학습이 완료되면 반대로 히든 노드 수를 감소시킴으로써 최적의 히든 노드 수를 결정하였다. 그림 2에서는 본 연구에서 사용된 가변적 히든 노드를 사용한 오류 역전파 알고리즘을 나타내었다.

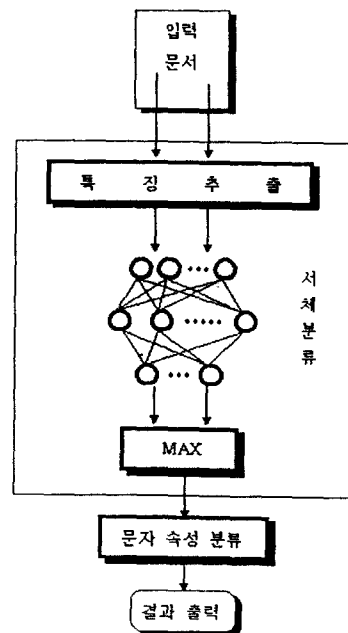
### 2.2 폰트 인식 시스템

폰트를 인식하기 위한 대상 문서로는 명조체, 신명조체, 견명조체, 고딕체, 중고딕체, 견고딕체, 궁서체, 샘물체, 필기체, 그래픽체 등의 10가지 서체로 구성된 한글 문서이며, 문자의 크기는 본문으로 많이 사용되는 10포인트에서 14포인트까지의 5가지를 대상으로 하였다. 또한 문서 전체가 이탤릭 처리 또는 볼드 처리 되지 않은 동일한 서체와 크기로 구성된 본문을 대상으로 하였다.

폰트 인식 시스템의 전체적인 구성은 그림 3과 같다. 제안된 시스템에서는 문서의 임의의 영역으로부터 256x256 픽셀 크기의 블럭을 추출하고, 수평 방향과 수직 방향의 FFT를 수행하여 평균값을 구하며,



(그림 2) 가변적인 히든 노드를 사용한 학습 알고리즘  
(Fig. 2) The learning algorithm with variable hidden nodes.



(그림 3) 폰트 인식 시스템 구성도  
(Fig. 3) The block diagram of font recognition system

주파수 도메인에서 밴드 패스 필터를 사용하여 64차원의 특징 값을 얻는다. 이 특징 값을 학습된 신경망에 입력하여 출력된 결과 중에서 가장 정확한 값으로 서체를 결정하고, 최종적으로 문자의 속성 중 문자 크기와 문자의 기울기를 분류한다.

### 2.3 특징 추출

#### 2.3.1 문서의 블럭 추출 및FFT

문서를 구성하는 문자들의 서체가 가지고 있는 특징을 알아내기 위하여 주파수 도메인에서의 특성을 분석하였다. 문서의 임의의 부분에서 추출된 블럭을 수평 방향과 수직 방향으로 FFT를 수행하여 얻어진 푸리에 스펙트럼을 각 방향에 대하여 평균을 구한다. 이러한 과정은 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$F(u) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \exp[-j2\pi ux/N] \quad (1)$$

where  $u = 0, 1, \dots, N-1$

$$F(u) = R(u) + jI(u) \quad (2)$$

$$|F(u)| = [R^2(u) + I^2(u)]^{1/2} \quad (3)$$

식(3)에서  $|F(u)|$ 는  $f(x)$ 의 푸리에 스펙트럼이다.

$$H_{avg}(u) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} |F_v(u)| \quad (4)$$

$$V_{avg}(u) = \frac{1}{N} \sum_{h=0}^{N-1} |F_h(u)| \quad (5)$$

where  $u = 0, 1, \dots, 255, N = 256$

식(4)에서  $H_{avg}(u)$ 는 수평 방향의 평균값이고 식(5)에서  $V_{avg}(u)$ 는 수직 방향의 평균값이다. 식(4)의  $|F_v(u)|$ 는 수직 방향의 푸리에 스펙트럼이고, 식(5)의  $|F_h(u)|$ 는 수평 방향의 푸리에 스펙트럼이다. FFT를 사용하여 얻어진 주파수 도메인의 성분은 인식을 위한 특징으로는 너무 많기 때문에 특징의 차원을 축소하기 위하여 필터링을 하였다. 여기에 사용된 필터는 이상적인 밴드 패스 필터이며, FFT는 에너지 편중(energy compaction) 효과가 있으므로 고주파 성분은 무시하고, 저역 성분에서 수평과 수직 방향으로 각각 32개의 필터를 사용하여 얻어진 값으로 특징 값을 구하였다. FFT를 통하여 얻어진 값은 다음과 같은 수식 과정을 거쳐 64개의 특징 값을 구할 수 있다.

$$G_h[m] = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^1 H_{avg}[Mn+k] \quad (6)$$

$$G_v[m] = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^1 V_{avg}[Mn+k] \quad (7)$$

where  $n = 0, 1, \dots, 31, M = 2$

식(6)에서  $G_h[m]$ 은 수평 방향의 특징 값이고, 식(7)에서  $G_v[m]$ 은 수직 방향의 특징 값이다.

#### 2.3.2 외접 사각형의 수직거리 특징

한글이 가지고 있는 특성상 한글을 초성, 중성, 종성의 배치에 따라 6가지 형식으로 분류[13]하면, 제1형식 문자는 “가”, “마”, “이”등과 같이 긴 수직 획이 있고 제3형식 문자는 “으”, “로”, “므”등과 같이 문자의 수직 거리가 짧은 경우가 있다. 따라서 본 논문에서는 문서를 구성하는 문자의 크기를 분류하기 위하여 단어의 외접 사각형의 수직거리를 사용하였다. 1포인트는 1/72 inch이므로 300dpi의 해상도로 문서를 입력하였을 경우에 10포인트 문자의 경우는 약 42픽셀, 11포인트 문자는 약 46픽셀, 12포인트 문자의 경우는 50픽셀, 13포인트 문자는 약 54픽셀, 14포인트 문자는 약 58픽셀의 문자 크기가 예상된다. 그러나 실제로는 이보다 적은 값의 분포를 나타내며, 이는 폰트 크기와 외접 사각형의 크기와의 차이가 존재하기 때문이며, 폰트 크기 내의 문자의 점유 비율은 각 서체별로 다양한 분포를 가지는 특성이 있다.

#### 2.3.3 투영 특징

문자의 기울기를 분류하기 위하여 수직 방향의 투영 프로파일(projection profile)을 사용하였다.  $W(Width) \times H(Height)$ 로 이루어진 단어의 이진 영상  $I(W, H)$ 에서 수직 방향의 투영 프로파일로부터 얻어지는 특징은 다음과 같다.

$$P_v[j] = \sum_{i=1}^H I(i, j) \quad (8)$$

where  $j = 1, 2, \dots, W$

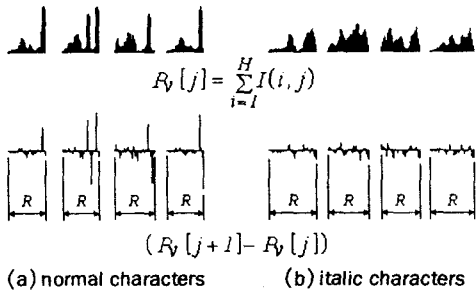
그림 4에서 나타낸 것과 같이 단어를 수직 방향으로 투영 프로파일하면 이탤릭으로 처리되지 않은 단어는 피크(peak)가 크고 수직 방향으로 곧게 직립해 있는 바(bar)가 존재한다. 이탤릭으로 처리된 단어는

수직 거리 값이 상대적으로 작고 피크가 등골게 되어진다. 이러한 특징을 가진 수직 투영 프로파일한 값에서 식(9)를 이용하여 특징을 추출한다.

$$F_p = \frac{1}{R} \sum_{j=0}^W (P_v[j+1] - P_v[j])^2 \quad (9)$$

식(9)에서  $P_v[0] = P_v[W+1] = 0$ 이고,  $R$ 은 0이 아닌  $P_v[j]$ 의 수이다. 이는 문자나 단어 사이의 여백 또는 문자의 폭이나 단어의 길이 변화를 고려한 특징 추출 방법이다.

## 서체인식 서체인식



(그림 4) 투영 프로파일을 이용한 특징추출의 비교  
(Fig. 4) The comparison of feature extraction by projection profile

### 2.4 문자의 속성 분류

문자의 크기와 기울기를 분류하기 위하여 특징들 사이의 상호 관계를 고려해 주며, 특징의 스케일의 변화에도 영향을 받지 않는 장점이 있는 Mahalanobis distance를 사용하였다[14][15][16][17]. 단변량의 경우 거리 계산은 식(10)과 같다.

$$D_{ug} = [(X_u - m_g)' \frac{1}{\sigma_g^2} (X_u - m_g)]^{1/2} \quad (10)$$

식(10)에서,  $X_u$ 는 관측 벡터(observation vector)이고  $m_g$ 는 집단  $g$ 의 평균값이며  $\sigma_g^2$ 는 집단  $g$ 의 분산이다. 즉  $X_u$ 은 분류될 문자의 속성에 대한 특징 값인 외접 사각형의 수직거리와 투영 특징인  $F_p$ 이다. 분산을 고려하는 대신에 다음의 식과 같이 평균 편차를 이용할 수도 있다.

$$ADev(x_1, \dots, x_N) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |x_j - m_g| \quad (11)$$

$$\text{where } m_g = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_j$$

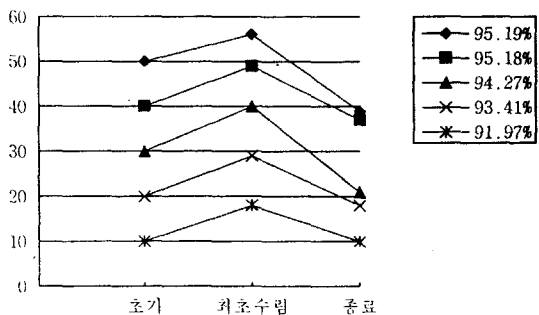
본 연구에서는 문자의 크기를 분류할 때에는 분산을 이용하였고, 분산이 큰 문자의 기울기를 분류할 때는 평균 편차를 이용하였다.

### 2.5 실험 결과 및 고찰

#### 2.5.1 실험 결과

본 연구를 위하여 PC와 LAN으로 연결된 SUN Sparc-II Workstation을 사용하였고, X-window상에서 C언어로 구현하였다. 문서 영상은 PC상에서 HP Scanjet Scanner를 사용하여 300dpi의 해상도로 입력받았다. 실험 대상으로 선정한 서체는 아래아 한글의 대표적 서체 10개를 선정하여 사용하였고, 아래아 한글의 자간이 0이고 줄 간격이 150인 경우를 대상으로 하였다.

서체 분류를 위한 MLP의 각층별 노드 수는 입력 노드 수가 64개이고 히든 노드 수는 여러 가지의 히든 노드를 대상으로 실험하여 37개로 결정하였는데, 초기에 40개로 지정된 히든 노드 수가 49개에서 최초 수렴하고 37개에서 학습을 종료한 경우를 사용한 것이다.



(그림 5) 가변적인 히든 노드 수의 변화와 인식률의 비교  
(Fig. 5) The comparison of recognition rate and variable hidden node counts

그림 5에서의 같이 초기에 50개로 지정된 히든 노드는 점차 증가하여 56개에서 최초의 수렴을 하였고

39개로 학습을 종료하였다. 초기에 30개인 히든 노드는 40개에서 최초로 수렴하였고 21개로 학습을 종료하였다. 초기에 20개로 시작한 히든 노드는 29개에서 최초로 수렴하였고 18개로 학습을 종료하였다. 초기에 10개로 지정된 히든 노드는 18개에서 최초 수렴하였고 10개에서 학습을 종료하였다. 그러나 각각의 경우에 인식률을 비교하면 히든 노드가 37개 이상에서는 인식률 향상의 큰 차이를 나타내지 않았다. 따라서 본 연구에서는 37개를 히든 노드로 사용하였다. MLP의 출력 노드 수는 분류할 서체의 종류인 10개이다.

인식기의 학습에 사용된 데이터는 10개의 서체와 5가지 크기로 되어있는 문서에서 총 5,000개의 블록을 추출하여 구한 값을 사용하였으며, 문자의 크기를 분류하기 위해 사용된 단어의 수직 거리에 대한 평균 값과 분산은 10개의 서체와 5개의 크기로 되어있는 문서에서 500개의 단어를 추출하여 얻어진 값으로 총 25,000개의 단어로부터 얻어진 값을 사용하였다. 단어의 기울기를 분류하기 위하여 사용된 평균 값과 평균 편차는 보통 형태와 이탤릭 형태의 문자에 대하여 각 10개의 서체와 5개의 크기로 되어있는 문서, 즉 총 50가지의 문서에서 300개의 단어로부터 얻어진 값으로 총 30,000개로부터 얻어진 값이다.

〈표 1〉 학습되지 않은 블록에 대한 서체 분류 결과  
 (Table 1) The experimental result of typeface classification for untrained blocks

a) 서체별 분류율

| 서체     | 명조     | 고딕     | 궁서     |
|--------|--------|--------|--------|
| 분류율    | 91.12% | 87.22% | 97.57% |
| 신명조    | 샘물     | 그래픽    | 필기     |
| 97.28% | 95.75% | 97.29% | 97.7%  |
| 견명조    | 견고딕    | 중고딕    | 평균     |
| 98.12% | 98.53% | 91.31% | 95.19% |

b) 크기별 분류율

| 크기     | 10 포인트 | 11 포인트 | 12 포인트 |
|--------|--------|--------|--------|
| 분류율    | 96.55% | 94.64% | 94.93% |
| 13 포인트 | 14 포인트 | 평균     |        |
| 95.28% | 94.54% | 95.19% |        |

학습되지 않은 블록에 대한 서체 분류 결과는 〈표 1〉에, 문자의 크기를 분류하는 실험 결과는 〈표 2〉에, 문자의 기울기를 분류하는 실험 결과는 〈표 3〉에 나타내었다.

〈표 2〉 문자의 크기 분류 결과  
 (Table 2) The experimental result of character size classification

a) 서체별 분류율

| 서체     | 명조     | 고딕     | 궁서     |
|--------|--------|--------|--------|
| 분류율    | 98.51% | 98.29% | 97.46% |
| 신명조    | 샘물     | 그래픽    | 필기     |
| 97.04% | 95.17% | 98.71% | 93.79% |
| 견명조    | 견고딕    | 중고딕    | 평균     |
| 97.88% | 98.47% | 98.08% | 97.34% |

b) 크기별 분류율

| 크기     | 10 포인트 | 11 포인트 | 12 포인트 |
|--------|--------|--------|--------|
| 분류율    | 98.16% | 97.66% | 97.41% |
| 13 포인트 | 14 포인트 | 평균     |        |
| 96.79% | 96.68% | 97.34% |        |

〈표 3〉 문자의 기울기 분류 결과  
 (Table 3) The experimental result of character slope classification

a) 서체별 분류율

| 서체     | 명조     | 고딕     | 궁서     |
|--------|--------|--------|--------|
| 분류율    | 90.19% | 93.1%  | 84.63% |
| 신명조    | 샘물     | 그래픽    | 필기     |
| 90.26% | 92.77% | 85.02% | 81.26% |
| 견명조    | 견고딕    | 중고딕    | 평균     |
| 89.74% | 91.96% | 91.91% | 89.09% |

b) 크기별 분류율

| 크기     | 10 포인트 | 11 포인트 | 12 포인트 |
|--------|--------|--------|--------|
| 분류율    | 88.89% | 88.49% | 89.86% |
| 13 포인트 | 14 포인트 | 평균     |        |
| 89.68% | 88.52% | 89.09% |        |

### 2.5.2 고찰

실험을 통해 공간상의 정보는 주파수 분석으로 얻을 수 있는 정보와 관련이 있음을 문서 영상에서도 확인할 수 있었다. 실험 결과 서체 분류율이 가장 낮은 서체는 고딕체이며 그 이유는 고딕체가 가지고 있는 획의 두께와 유사한 획의 두께를 다른 서체에서도 가지고 있기 때문으로 분석된다. 기울기 분류율이 가장 낮은 필기체는 서체의 특성상 필기체가 다른 서체와는 달리 수직 방향의 획들이 직립해있지 않고 대부분의 획이 곡선을 이루고 있기 때문이다. 문서의 입력 상태에 가장 많이 영향을 받는 부분은 문자의 크기를 분류하는 단계이다. 이는 문서의 입력 시 발생한 잡음들이 단어의 수직 거리에 영향을 주기 때문이다. 실험에서 사용된 문자들의 자간과 줄간격, 그리고 해상도가 다른 경우에는 블러의 크기를 조절하여 서체 분류에 필요한 정보를 추출해야 될 것이다.

### 3. 결론

본 연구에서는 새로운 형태의 문서 통신 방식인 문서 화상의 지적 커뮤니케이션(IICS)을 위해서 문자가 가지고 있는 속성의 인식이 필요하다는 관점에서 문자의 서체와 크기 및 기울기를 인식하는 방법을 제안하였다. 서체의 인식을 위하여 서체의 공통적인 주파수 특징을 추출하려는 목적에서 자기 조직화 능력을 가진 다층 퍼셉트론(MLP)을 사용하였고 문자의 크기와 기울기의 인식을 위하여 단어의 수직 거리와 투영 프로파일을 통하여 얻어진 특징을 Mahalanobis distance를 이용하여 분류하였는데, 이는 분류될 특징들 사이의 상호 관계를 고려해 주며, 특징의 스케일의 변화에 영향을 받지 않기 위한 것이다.

실험 결과 서체 분류는 평균 95.19%의 인식률을 얻었고 문자의 크기 분류는 평균 97.34%의 인식률을 얻었으며 문자의 기울기는 89.09%의 인식률을 얻어 본 방법의 유효성을 확인하였다. 본 연구는 문서의 지적 커뮤니케이션에 필요한 문서의 영역을 추출하는 문서 구조 인식 기술과 함께 앞으로 문서의 지적 커뮤니케이션 시스템의 구현에 기여할 것이라 기대된다.

### 참고 문헌

- [1] Anil K. Jain and Yu Zhong, "Page Segmentation Using Texture Analysis," *Pattern Recognition*, Vol. 29, No. 5, pp. 743-770, 1996.
- [2] Jiming Liu, Yuan Y. Tang, Qichao He and Ching Y. Suen, "Adaptive Document Segmentation and Geometric Relation Labeling: Algorithm and Experimental Results," *Proceedings of ICPR'96*, Vol. III, pp. 763-767, Vienna, Austria, August 1996.
- [3] 이대원, 박찬용, 김석태, 남궁재찬, "지역적 직선성을 이용한 복합 문서에서의 문자열 추출", *한국통신학회 하계종합학술발표회 논문집*, Vol. 15, No. 1, pp. 71-75, 1996.
- [4] Jackyu Ha, Robert M. Haralick and Ihsin T. Phillips, "Document Page Decomposition by the Bounding-Box Projection Technique," *Proceedings of the Third ICDAR*, Vol. II, pp. 1119-1122, Montreal, Canada, August 1995.
- [5] Simon Kahan, Theo Pavlidis and Henry S. Baird, "On the Recognition of Printed Characters of Any Font and Size," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 9, No. 2, pp. 274-288, 1987.
- [6] Jin Wang and Jack Jean, "Resolving Multifont Character Confusion with Neural Networks," *Pattern Recognition*, Vol. 26, No. 1, pp. 175-187, 1993.
- [7] S. W. Lee and J. S. Kim, "Multi-lingual, Multi-font and Multi-size Large-set Character Recognition using Self-Organizing Neural Network," *Proceedings of the Third ICDAR*, Vol. I, pp. 28-33, Montreal, Canada, August 1995.
- [8] A. Zramdini and R. Ingold, "Optical Font Recognition from Projection Profiles," *Proceedings of Third International Conference on Raster Imaging and Digital Typography*, pp. 249-260, Darmstadt, Germany, April 1994.
- [9] 김석태, "화상의 지적 커뮤니케이션을 위한 기초 연구", '91 통신 학술 연구 과제, 1992.
- [10] Robert A. Morris, "Classification of Digital Typefaces Using Spectral Signatures," *Pattern*

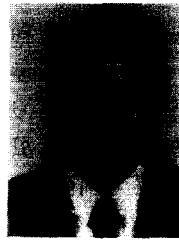
Recognition, Vol. 25, No. 8, pp. 869-876, 1992.

- [11] Jacky Herz and Roger D. Hersch, "Toward a Universal Auto-hinting System for Typographic Shapes," *Electronic Publishing*, Vol. 7, No. 4, pp. 251-260, 1994.
- [12] Yoshio Hirose, Koichi Yamashita and Shimpei Hijiya, "Back-Propagation Algorithm Which Varies the Number of Hidden Units", *Neural Networks*, Vol. 4, pp. 61-66, 1991.
- [13] J. K. Lee, "Korean character display variable combination and its recognition by decomposition method," Ph. D. dissertation in Keio University, Japan, 1972.
- [14] Carl J. Huberty, *Applied Discriminant Analysis*, John Wiley & Sons, Inc. 1994.
- [15] Tzay Y. Young, King-Sun Fu, *Handbook of Pattern Recognition and Image Processing*, Academic Press, 1986.
- [16] Morton Nadler and Eric P. Smith, *Pattern Recognition Engineering*, John Wiley & Sons Inc, 1993.
- [17] X. D. Huang, Y. Ariki and M. A. Jack, *Hidden Markov Models for Speech Recognition*, Edingurgh, 1990.



**박 문 호**

1993년 광운대학교 전자계산기 공학과 졸업(공학사)  
 1996년 광운대학교 대학원 전자계산기공학과(공학석사)  
 1997년~현재 한국과학기술연구원 CAD/CAM 연구원  
 관심분야: 인공지능, 영상처리, 가상현실, HCI



**손 영 우**

1981년 광운대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
 1983년 광운대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)  
 1996년 광운대학교 대학원 전자계산기공학과 박사과정 수료

1991년~현재 산업기술정보원(KINITI) 책임연구원  
 관심분야: 패턴인식, 신경회로망, Chaos이론, 문서인식



**김 석 태**

1983년 광운대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
 1988년 京都工藝纖維大學 전자공학과 졸업(공학석사)  
 1991년 大阪大學 통신공학과 졸업(공학박사)  
 1991년~1996년 부산수산대학교 정보통신공학과 조교수

1996년~현재 부경대학교 정보통신공학과 부교수  
 관심분야: 화상처리, 패턴인식, 멀티미디어통신, 지적

**CAI**



**남 공 재 찬**

1970년 인하대학교 전기공학과 졸업(공학사)  
 1976년 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)  
 1982년 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)  
 1982년~1984년 일본 동북대학

객원교수

1979년~현재 광운대학교 컴퓨터공학과 교수  
 관심분야: 패턴인식, 신경회로망, Chaos이론, 문서인식