

論 文

# 게이트 자동화를 위한 컨테이너 식별자 인식 시스템<sup>+</sup>

유 영 달\* · 강 대 성\*\*

Container Identifier Recognition System for GATE Automation

*Y. D. Yu · D. S. Kang*

**Key Words** : 컨테이너 식별자(Container Identifier), 수평 적정영역 추출(Line-Scan Proper Region Detection), Momentum Back-Propagation.

## Abstract

Today, the efficient management of container has not been realized in container terminal, because of the excessive quantity of container transported and manual system. For the efficient and automated management of container in terminal, the automated container identifier recognition system in terminal is a significant problem. However, the identifier recognition rate is decreased owing to the difficulty of image preprocessing caused the refraction of container surface, the change of weather and the damaged identifier characters.

Therefore, this paper proposes more accurate system for container identifier recognition as suggestion of LSPRD(Line-Scan Proper Region Detection) for stronger preprocessing against external noisy element and MBP(Momentum Back-Propagation) neural network to recognize the identifier.

## 1. 서 론

무인자동화 컨테이너 터미널은 항만 관리에 있어서 항상 주요한 주제로서 논의되어 진다. 그 중에서 gate 자동화<sup>[1]</sup>는 컨테이너 식별자 인식시스템의 개발로서 많은 부분 개선되어 지고 있다. 현재 채택되고 있는 시스템으로서는 크게 바-코드(bar

code) 시스템과 tag를 이용한 식별시스템과 영상 처리 시스템<sup>[2][3]</sup>으로 나눌 수 있다. 그러나 바-코드 시스템은 실현하기 쉬운 장점은 있으나 바-코드의 미부착(미소지)에 의한 시스템 장애와 외부가 훼손되기 쉬운 컨테이너의 특성으로 인해 바-코드 훼손시 보정의 어려움에 의한 문제점이 발생한다. 또한 바-코드 시스템은 바-코드 변경에 따

+ 본 연구는 한국과학재단지정 지능형통합항만관리연구센터의 지원에 의한 것입니다.

\* 정회원, 동아대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수

\*\* 동아대학교 전기전자컴퓨터공학부 대학원

른 추가 비용 또한 지출하게 된다. tag 식별시스템은 비교적 정확한 인식이 가능하나 모든 컨테이너에 tag를 부착하는데 드는 비용과 시간이 문제가 된다. 이런 문제점 등으로 오늘날 많은 항만에서 gate 자동화를 위한 컨테이너 식별자 인식시스템으로 영상 처리 시스템을 이용하거나 개발하고 있다. 영상 처리 시스템의 장점으로는 컨테이너에 다른 추가장치 없이 식별자 인식이 가능하고 gate에서는 일정한 설비를 장치 후 저렴한 관리비용과 또한 신규 컨테이너 증가와 식별자 변경 시에도 일부 시스템의 변경만으로 기존 시스템의 운용이 가능하다.

본 연구에서는 이상과 같이 항만의 gate 자동화를 위한 영상 처리 시스템의 효율성을 인지하고 이를 실현하기 위한 시스템을 구현하기 위해 영상의 각 수평선에 대해 적응적으로 문자군 후보영역을 설정하여 각종 외부 잡음요소에 강한 수평 적정영역 추출(LSPRD)을 제안하고 이로서 개선된 전처리 과정<sup>[4]~[6]</sup>을 수행한 후 학습시간은 오래 소요되나 실제 인식 시 실시간 처리가 가능하고 재학습으로 식별자에 대한 적응성이 뛰어난 MBP<sup>[10]~[12]</sup> 알고리즘을 이용한 신경망을 구성하여 좀 더 정확한 식별자 인식을 수행한다.

## 2. 컨테이너 식별자

### 2.1 컨테이너 식별자의 ISO 규격

컨테이너의 식별자 코드는 다음과 같이 구성되어 있다. 규정된 코드는 아래에서 알 수 있는 것과 같이 11개의 문자와 숫자로 구성되어 있다.

- Owner Code : 4개의 영문자(4번째 문자는 특수 코드로 항상 "U", 규정 사항)
- Serial Number : 6개의 숫자(규정 사항)
- Check Digit : box내의 1개의 숫자(규정 사항)
- Country Code : 2개의 영문자(특수코드로 선택사항)
- Site and Type Code : 4개의 숫자(특수코드로 선택사항)

### 2.2 컨테이너 식별자의 특징

컨테이너 식별자는 개수가 일정하고 모두 인쇄체라는 것과 일정한 개수의 문자(4자의 영문자), 숫자(7개의 숫자)로 구성된다는 공통점이 있으나 식별자의 크기, 두께, 폰트, 색깔 등이 일정하게 규정되어 있지 않고 또한 외부 환경에 직접적으로 노출되어 있어서 문자의 유실과 변형, 날씨의 변화에 따른 잡음 등이 심하며, 컨테이너 표면의 굴곡에 의한 명암차와 왜곡이 발생한다. 이는 식별자를 인식하기 위한 영상 처리에 있어서 많은 문제점을 야기한다.

## 3. 영상 처리

본 연구에서 컨테이너 식별자를 인식하기 위한 영상 처리 시스템은 Fig. 1에 나타내었다.

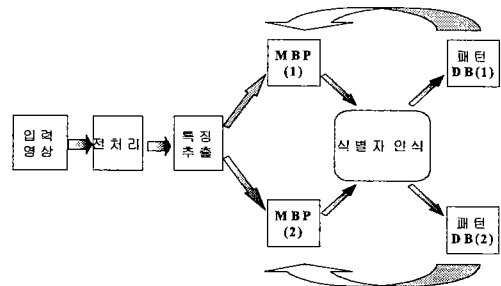


Fig. 1 The block diagram of the proposed method

### 3.1 영상의 전처리

일반적으로 컨테이너 영상의 처리에 있어서 어려운 점은 컨테이너 표면의 굴곡과 문자의 유실이다. 그러나 일반적으로 컨테이너 식별자 인식에 있어서 외부 환경에 따른 전처리과정의 처리에 소홀함이 있어 왔다. 이 문제를 해결하기 위해 전처리 과정에서 보다 정확한 개별문자를 추출하는 것이 중요한 과정이라 할 수 있다.

본 연구에서 사용한 영상의 전처리 단계는 아래와 같다.

- step 1. 영상을 적응적으로 양자화한다. 컨테이너 포면색은 잡음의 개입이 크므로 양자화 레벨을 크게 한다.
- step 2. LSPRD를 수행한다.
- step 3. 위의 문자군 후보영역들을 원 영상과 사상 후 문자군을 검출하고 이치화한다.
- step 4. 수평 및 수직 프로젝션을 통해 개별문자를 추출하고 문자를 정형화한다.

3.2 적응적 양자화

영상의 잡음을 제거하기 위하여 메디안 필터링<sup>[4]</sup>을 먼저 수행한다. 그리고 식별자와 컨테이너 바탕색은 큰 명암차를 보이므로 컨테이너의 바탕색이 되는 영상의 주 명암도에 대해 큰 샘플링 값으로 양자화를 한다. 그 후 영상의 명암도 개수를 줄이고 식별자의 명암도를 일정하게 하기 위해 퍼지(Fuzzy) 합집합 연산을 응용한 적응적 양자화<sup>[5]</sup>를 수행한다. Fig. 2(a)와 2(b)는 컨테이너 측면의 식별자부분의 원 영상들이다. Fig. 3(a)와 3(c)는 Fig. 2(a)와 2(b)에서 적응적 양자화로 처리된 영상이고, Fig. 3(b)와 3(d)는 Fig. 3(a)와 3(c)의 히스토그램 영상들이다. Table 1은 일반적인 양자화를 사용한 알고리즘과 적응적 양자화를 사용한 알고리즘과의 인식률을 비교하였다.

3.3 LSPRD(Line-Scan Proper Region Detec-tion)

본 연구에서 제안한 LSPRD의 수행절차는 아래의

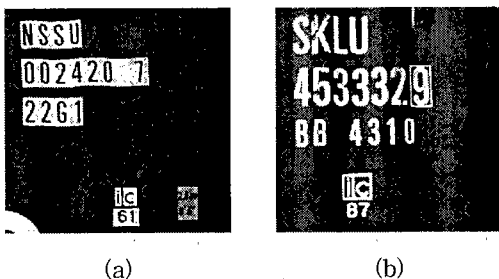


Fig. 2 The container images

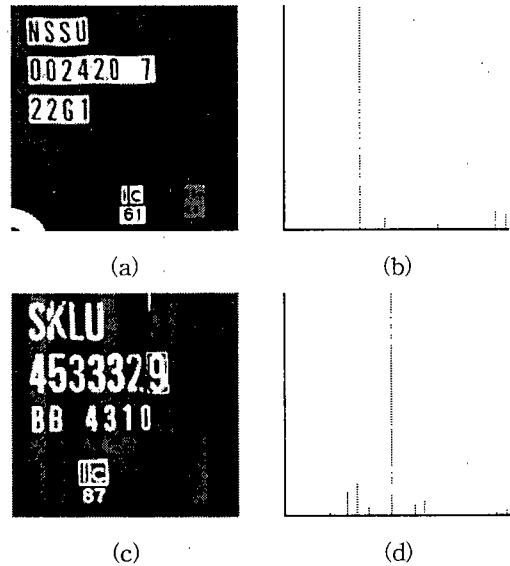


Fig. 3 The adaptively quantized images

같다. 적응적으로 양자화된 영상에서 각 수평선에 대한 히스토그램(histogram)을 구한다. 여기서 최소 개수 임계치( $\theta_{num}$ )

$$\theta_{num} = \frac{P_{val}}{X_{size}} \times N_{other} \times 2 \quad (식 1)$$

이상의 개수를 갖는 각 명암도를 구한다. 여기서  $X_{size}$ 는 수평선 픽셀(pixel) 개수,  $P_{val}$ 은 히스토그램 최대피크(max. peak)치,  $N_{other}$ 는 최대 피크치를 제외한 0이 아닌 값을 갖는 명암도들의 개수이다. 그리고 각 명암도들과 히스토그램 최대 피크치의 명암도와의 차를 구해서 최소명암차 임계치( $\theta_{val}$ )

$$\theta_{val} = |V_{p1} - V_{p2}| + 0.9 |V_{p2} - V_{p3}| \quad (식 2)$$

이상인 각 명암도들의 영역을 추출한다. 여기서  $V_{p1}$ 은 최대 히스토그램 피크의 명암도,  $V_{p2}$ 는

$V_{m1}$  과 가장 가까운 피크의 명암도  $V_{m3}$ 는  $V_{m1}$  과 두 번째로 가까운 피크의 명암도이다. 각  $V_{m}$ 값들은 적응적 양자화 과정에서 구한 명암도들이다. 일반적으로 컨테이너 식별자는 먼 거리에서도 알아볼 수 있도록 문자와 문자 주위 배경과의 명암도차가 크므로 이 영역들 중 가장 큰 명암도의 차를 보이는 영역을 그 수평선의 문자군 후보영역으로 정한다. 앞의 과정을 거친 수평선의 문자군 후보영역들 중 다른 영역과 병합되지 않는 후보영역을 재 설정한다. 재 설정 시에는 병합되지 않는 영역을 제외한 영역들 중에서 가장 큰 명암도의 차이를 보이는 영역을 문자군 후보영역으로 설정한다. Fig. 4(a)와 4(b)는 Fig. 3(a)와 3(c)를 LSPRD 처리한 영상들이다. 각 문자군 후보영역들은 흰색(명암도 255)으로 나타나고, 그 외 부분은 검은색(명암도 0)으로 나타난다.

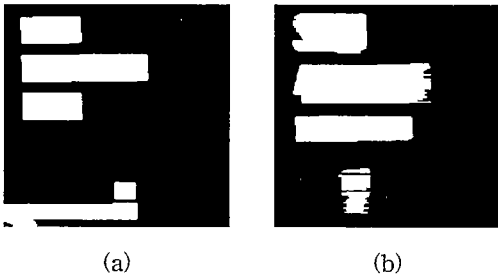


Fig. 4 The extracted images by using LSPRD

LSPRD의 특징은 아래와 같다.

1. 일반적인 수평 경계선 검출이 컨테이너의 표면굴곡에 의한 명암도의 차이에 대한 영향을 많이 받는 반면 LSPRD는 영향을 적게 받는다.
2. 문자 후보영역을 적응적으로 설정함으로써 문자 유실에 따른 영향을 적게 받는다.

### 3.4 문자군 검출과 이치화

LSPRD를 거친 영상(Fig. 4(a)와 4(b))과 적응적 양자화 과정으로 추출된 영상(Fig. 3(a)와 3(c))를

사상 후 각 문자군 후보영역에 대해 임계치  $\theta_{num2}$  (문자 후보영역의 수평선 픽셀 수)이상인 명암도 중 전체 영상의 주 명암도( $P_{val}$ )와 명암차가 가장 큰 명암도  $P_{val2}$ 를 구한다. 각 문자군 후보영역의 픽셀 중  $P_{val2}$ 와 명암차가 임계치  $\theta_{val2}$

$$\theta_{val2} = \frac{|P_{val} - P_{val2}|}{2} \quad (\text{식 3})$$

이하인 픽셀들의 명암도를 255(흰색)으로 바꾼다. 그 외 픽셀의 명암도들은 0(검은색)으로 바꾼다. 컨테이너 영상 중 식별자의 바탕색이 있는 경우(Fig. 2(a))는 문자군 후보영역에서 수평으로 검색 시 명암도가 흰색인 픽셀의 개수와 그 영역의 수평 픽셀 개수와의 차가 일정치 이하인 수평선이 3개 이상 존재할 경우 그 후보영역에서의 명암도를 반전시킨다. 이와 같은 과정으로 추출된 영상은 Fig. 5(a)와 5(b)로 나타난다.

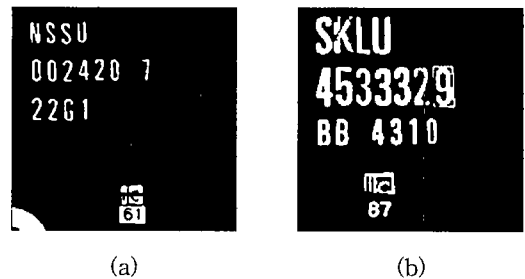


Fig. 5 The images of extracted character groups

### 3.5 개별 문자 검출과 정형화

각 문자군에 대해 수평 및 수직 프로젝션<sup>[7]</sup>을 수행하여 각 문자 후보를 구한다. 각 문자 후보를 넓이와 높이에 대해 크기 순으로 정렬(ordering)하여 중간 위치의 값을 식별자의 넓이와 높이로 설정한다. 각 문자 후보에 대해 설정된 넓이와 높이를 비교하여 차이가 15% 이하인 문자 후보만을 개별 문

자로 추출한다. 수평 및 수직 프로젝션의 예는 Fig. 6과 같다. Fig. 7은 추출된 각 개별 문자들의 예이다. 추출된 개별 문자들을 50 X 60의 크기로 정형화<sup>[9]</sup>한다.



Fig. 6 The projection of a character group



Fig. 7 The extracted characters

#### 4. 식별자 인식 및 결과

##### 4.1 특징 추출

전처리 과정을 거친 후 수평 및 수직 프로젝션을 이용하여 문자의 특징을 추출하여 수평 프로젝션으로 10개의 특징과 수직 프로젝션으로 15개의 특징을 추출하였다. 본 연구에서는 신경망의 입력이 되는 특징의 개수를 줄여 MBP<sup>[11]</sup> 신경망의 수

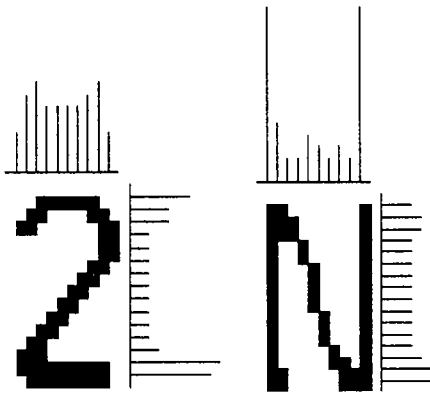


Fig. 8 The extracted features by projection

행시간을 크게 줄였다. 문자의 신경망 입력패턴은 다음과 같다. 그림 8는 숫자 "2"와 영문자 "N"의 수평 및 수직 프로젝션의 예이다. 측면과 위의 그래프는 수평 및 수직으로 검색 시 검출되는 명암도의 개수를 나타낸다.

##### 4.2 MBP의 특징 및 구성

BP 알고리즘은 신경망의 학습에 상당한 시간이 소요되기도 하지만 일단 학습이 끝나면 응용단계에서는 매우 빠르게 결과가 출력된다. 또한 학습된 패턴과 허용 범위내의 오차를 가진 입력값에 대해 인식이 가능하다. 그리고 일반적인 BP 알고리즘이 각 학습단계에서 작은 연결강도 변화량으로 학습이 느려지는 단점을 보완하기 위해 바로 전 학습단계의 연결강도 변화량을 보조적으로 활용하는 MBP 알고리즘을 사용하였다.

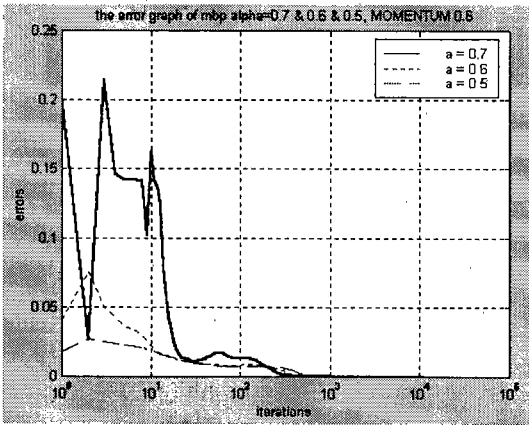
본 연구에서는 두 개의 신경망(문자를 인식하기 위한 신경망과 숫자를 인식하기 위한 신경망), 그리고 각각의 신경망엔 25개의 입력층, 입력층의 두 배인 50개의 은닉층, 숫자엔 10개의 출력층, 문자엔 26개의 출력층으로 구성되어 있다. 그리고 학습을 위한 패턴파일과 결과를 저장하기 위한 패턴 DataBase(DB) 파일로 구성된다. DB파일로 인식된 결과들을 재 학습시키며 이는 새로운 식별자에 대한 인식의 적응성을 높인다. 초기 연결강도는 1990년 D. Nguyen과 B. Widrow가 연구 발표<sup>[13]</sup>한 입력층과 은닉층간의 최적 연결강도 설정을 이용하여 학습을 시작하기 전에 연결강도  $v$ 를 변형 사용하여 학습시간을 단축하였고, 은닉층과 출력층간의 연결강도는  $-0.5 \sim 0.5$  사이에서 랜덤하게 설정하였다.

##### 4.3 MBP 수행 인식 결과

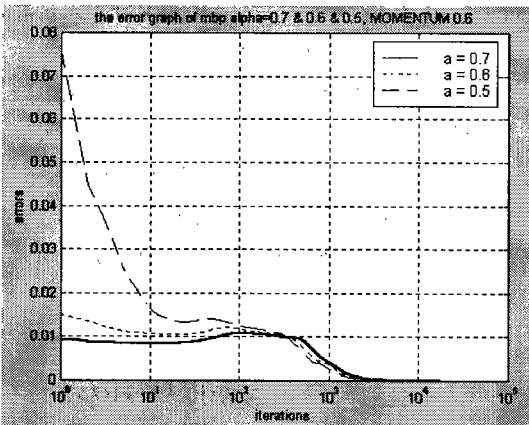
본 연구에서는 학습 패턴으로서 실제 컨테이너 영상에서 추출한 숫자 50개, 영문자는 130개로 학습시켰다. 그 실험결과 학습률  $\alpha$ 가 0.6일 때 그리고 momentum상수는 0.6일 때 에러율이 안정적으로 낮아지면서 요구되는 에러율( $10^{-6}$ )을 만족시키기 위한

반복횟수(iteration)가 적었다. 실험결과 나온 에러 그래프는 Fig. 9(a)와 9(b)와 같다. Fig. 9(a)는 숫자 인식을 위한 신경망의 학습 시 momentum상수가 0.6이고 각  $\alpha$ 가 0.7, 0.6, 0.5일 때의 에러 그래프이고, 각  $\alpha$ 에 대해 목표 에러율( $10^{-6}$ )까지의 반복횟수(iteration)는 각 11004, 20356, 38448으로 나왔다. Fig. 9(b)는 영문자 인식을 위한 신경망의 학습 시 각  $\alpha$ 가 0.7, 0.6, 0.5 일 때의 에러 그래프이고, 각  $\alpha$ 에 대해 목표 에러율( $10^{-6}$ )까지의 반복횟수(iteration)는 각 17156, 17167, 26272으로 나왔다. 신

경망의 인식률 실험을 위해 본 연구에서는 검사패턴을 숫자는 150개, 영문자는 200개로 하였다. 그 결과는 다음 Table 1, Table2와 같으며, 전체 인식률은 기존의 95~96%보다 나은 98%로 나왔다. 실험결과 오인식의 경우는 대부분 식별자의 유실이 큰 경우이며, 숫자보다는 영문자의 경우 인식률이 더 나쁘게 나왔다. 보다 더 많은 패턴을 학습시킬 경우 더 좋은 인식률을 보일 것으로 생각된다. MBP 수행 인식의 결과로서 단일인식, 중복인식 그리고 무인식의 경우가 발생한다. 중복인식인 경우는 가장 유사도가 높은 문자를 선택하고, 단일인식과 중복인식에서 나온 결과로 패턴 DB를 구성하여 다시 신경망을 학습 시킴으로써 시스템의 적응성을 높인다. 무인식인 경우 패턴 DB에서 제외시킴으로써 재학습에 따른 시스템 오류를 방지한다.



(a)



(b)

Fig. 9 The error log graphs of each neural networks

Table 1 The recognized results of net for numbers

숫자	학습 패턴	검사 패턴	오인식		인식률	
			A	B	A	B
0	5	15	0	0	100%	100%
1	5	15	0	0	100%	100%
2	5	15	2	1	86.6%	93.3%
3	5	15	0	0	100%	100%
4	5	15	1	0	93.3%	100%
5	5	15	0	0	100%	100%
6	5	15	0	0	100%	100%
7	5	15	2	0	86.6%	100%
8	5	15	0	0	100%	100%
9	5	15	1	1	93.3%	93.3%
총계	50	150	6	2	96%	98.7%

A: 기존의 양자화를 사용한 알고리즘

B: 적응적 양자화를 사용한 알고리즘

Table 2 The recognized results of net for characters

영문자	학습 패턴	검사 패턴	오인식	인식률	영문자	학습 패턴	검사 패턴	오인식	인식률
A	5	5	0	100%	N	5	10	0	100%
B	5	10	0	100%	O	5	5	0	100%
C	5	10	0	100%	P	5	5	0	100%
D	5	10	0	100%	Q	5	5	0	100%
E	5	5	0	100%	R	5	10	0	100%
F	5	5	0	100%	S	5	10	0	100%
G	5	8	1	87.5%	T	5	10	0	100%
H	5	7	0	100%	U	5	10	0	100%
I	5	5	0	100%	V	5	5	1	80%
J	5	5	1	80%	W	5	10	1	90%
K	5	10	0	100%	X	5	10	0	100%
L	5	10	0	100%	Y	5	5	0	100%
M	5	10	1	90%	Z	5	5	0	100%
					총계	130	200	5	97.5%

### 5. 결론

본 연구에서는 gate 자동화를 위한 컨테이너 식별자 영상 처리 시스템을 구현하기 위하여 제한한 LSPRD로서 잡음에 강한 전처리 과정을 수행하고 프로젝션을 통한 특징 추출로 신경망의 입력 개수를 감소하여 학습시간을 단축 시켰다. 실험결과 제한한 전처리 과정을 수행하고 MBP신경망으로 컨테이너의 식별자를 인식함으로써 높은 인식률을 보였다.

앞으로는 광도의 변화에 따른 잡음 개선에 대한 연구와 컨테이너의 외부 환경에 의한 문자유실의 문제를 해결하기 위한 연구가 필요할 것이라 생각된다.

### 참고문헌

- 1) Itsuro Watanabe, 1996, "An Approach to the Automated Container Terminals," Seminar material.
- 2) R. Parsi, E.D.Di Claudio, "Car Plate by Neural Networks and Image Processing," ISCAS98,

- 1998.
- 3) Yuntao Cui and Bian Huang, "Automatic License Extraction from Moving Vehicles," Processings ICIP-97, IEEE Computer Society, Vol.III, pp.126-129, 1997. 8.
- 4) R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Welsley Publishing Co. ISBN 0-201-11026-1, 1993.
- 5) J. T. Tou, R. C. Gonzalez, "Pattern Recognition Principles," Addison-Welsley Publishing Co., ISBN 0-201-07587-3.
- 6) J. Serra, Image analysis and mathematical morphology, vol. 1, Academic press, London, 1982.
- 7) Yong Mei Liu, Tsuyoshi Yamamura, Noburu Ohnishi and Noboru Sugie, "Detecting Characters in Gray Scale Scene Image," Computer Vision ACCV '98, springer, pp.153-160, 1998.1.
- 8) Yi Lu, "Machine Printed Charater Segmentation-An Overview", Pattern Recognition Vol.28, No.1, pp.67-80. 1995.
- 9) 서석배, 하성욱, 강대성, "전처리 필터와 ML-SOM을 이용한 필기체 숫자 인식", 제10회 신호처리학술발표대회 논문집, Vol. 10, No. 1, pp. 339-342, 1997.
- 10) LeCun et al, "Handwritten Digit Recognition with a Backpropagation", In D. S. Touretsky, ed., Advances in Neural Information Processing Systems 2, pp.396-404, 1990.
- 11) Fausett, L., Fundamentals of Neural Networks : Architectures, Algorithms and Application, Prentice-Hall, 1994.
- 12) Marilyn McCord Nelson and W. T. Illingworth, "A Practical Guide to Neural Nets," Addison-Welsley Publishing Co., ISBN 0-201-52376-0.
- 13) Nguyen, D. B. Widrow, "Improving Speed of Two-Layer Neural Networks by Choosing Initial Values of Adaptive Weights" IEEE Int. Joint Conf. on Neural Networks, Vol. 3, pp.21-26, 1990.