

## 영상처리에 기반한 게이트 운영시스템 개발<sup>+</sup>

강 대 성\* · 유 영 달\*\*

Development of Gate Operation System Based on Image Processing

D. S. Kang · Y. D. Yu

**Key Words :** 컨테이너 식별자 인식시스템(Container Identifier Recognition System), 자동차 번호판 인식시스템(Car Plate Recognition System), 컨테이너 파손 감지시스템(Container Deformation Perception System), 게이트 운영시스템(Gate Operating System), LSPRD(Line Proper Region Detection), 하프변환(Hough Transform)

### Abstract

The automated gate operating system is developed in this paper that controls the information of container at gate in the ACT( Automated Container Terminal). This system can be divided into three parts and consists of container identifier recognition, car plate recognition, container deformation perception. We linked each system and organized efficient gate operating system. To recognize container identifier, the preprocess using LSPRD (Line Scan Proper Region Detection) is performed and the identifier is recognized by using neural network, MBP(Momentum Back Propagation). When car plate is recognized, only car image is extracted from input image by using the movement of car, then car plate image is extracted by using color information of car and hough transform. In the part of container deformation perception, firstly, background is removed by using moving window. Secondly, edge is detected from the image removed characters on the surface of container. Thirdly, edge is fitted into line segment, so that container deformation is perceived. As a result of the experiment with this algorithm, superior rate of identifier recognition is shown, and the car plate recognition system and container deformation perception that are applied in real-time are developed.

+ 본 연구는 한국과학재단지정 지능형통합항만관리연구센터의 지원에 의하여 연구되었음

\* 정희원, 동아대학교 공과대학 전기전자컴퓨터공학부 교수

\*\* 동아대학교 대학원 전기전자컴퓨터

## I. 서 론

항만관리의 자동화는 항만외부 내륙과의 관문이 되는 gate, 항만내부에서 컨테이너를 이송하는 AGV(Automated Guided Vehicles)시스템, 컨테이너를 선박에 실고 내리는 하역 시스템, 그리고 이를 통합하는 항만 운영 시스템등의 자동화로 나눌 수 있다<sup>1)</sup>. 항만외부와 항만내의 연계를 원활하게 해주고 항만내의 컨테이너 이송 시스템의 효율적인 이용을 위해서는 gate의 자동화가 선행되어야 한다. 현재까지 각 항만에서 이용되고 있는 gate 운영 시스템은 완전한 의미의 자동화가 이루어지고 있지 않다. 가장 많은 부분이 자동화된 ECT/Sea-Land ACT에서 조차도 몇몇 tag(radio frequency)가 부착된 컨테이너에 대해서만 gate의 자동 정보처리가 이루어지고 있다<sup>1)</sup>. Tag를 모든 컨테이너에 부착하기 위해서는 많은 비용이 문제 가 된다.

본 논문에서는 영상처리에 의한 컨테이너 식별자 인식시스템<sup>2)</sup>과 연계하여 컨테이너 차량의 번호판을 인식하는 시스템<sup>3)-5)</sup>과, 컨테이너 파손여부를 판단하는 시스템<sup>6)</sup>을 통합하여 게이트의 운영시스템을 개발한다. 현재까지의 연구에서는 입력된 하나의 영상에서 번호판을 추출하여 차량번호를 인식하는 방법이 이용되고 있지만 번호판의 오염이나 날씨의 변화, 명암차 등에 의해 부정확한 인식의 경우가 발생한다. 이에 각종 잡음에 강하고 정확한 전처리과정을 수행하는 새로운 번호판 인식 시스템의 개발이 요구되어진다. 현재 gate에서 컨테이너의 파손여부 감지는 전적으로 사람의 판단에 의존한다. 그러나 이를 영상정보를 이용하여 자동 처리함으로써 좀 더 객관적이고 빠른 처리와 비용 절감의 효과가 생긴다.

본 논문에서 제안하는 gate 통합 정보 시스템은 각종 잡음에 강한 LSPRD, MBP를 이용한 식별자 인식시스템<sup>2)</sup>과 기존의 차량 번호판 인식시스템에서 번호판의 오염이나 날씨의 변화, 명암차 등에 따른 인식오류를 개선하기 위해 차량의 움직임정

보를 이용하고 허프변환(Hough Transform)<sup>10)</sup>을 적용한 차량 번호판 인식시스템, 영상정보에서 실시간 적용이 어려운 3D영상<sup>11)</sup>을 사용하지 않고 계산량이 적은 2D 영상자체만으로 파손여부를 감지 할 수 있는 파손 감지 시스템으로 구성된다. 이 세 시스템을 효과적으로 통합하여 gate의 완전자동화와 정확하고 다양한 컨테이너 정보가 컨테이너 이송 시스템과 항만 운영 시스템에서 공유될 수 있도록 한다.

## II. 본 론

gate의 통합 운영 시스템을 개발하기 위하여 먼저 컨테이너 차량이 gate에 들어오기 전 gate의 입구에 설치된 1대의 CCD 카메라로 차량의 번호판을 인식한다. 차량의 번호판 인식을 위한 차량 전면 영상은 gate의 메인컴퓨터에 입력되어 번호판을 인식하고 차주로부터 미리 전송받은 차량에 대한 정보를 검색한다. 다음으로 Gate에 들어온 차량에 대해 2대의 CCD 카메라로 촬영하여 식별자 인식 시스템의 입력으로 측면의 영상을 받아들여 식별자를 인식한다. 또한 2대의 카메라로부터 얻은 영상에서 컨테이너의 파손여부를 검색한다. 얻어진 차량의 번호판 정보와 식별자 정보, 파손여부를 차주로부터 미리 전송받은 컨테이너 정보와 비교하여 컨테이너의 크기, 내용물, 무게, 하역과 관련된 정보를 항만 통합 운영 시스템의 메인 컴퓨터로 전송한다.

Fig. 1에서 CCD 카메라A는 전면 카메라, CCD 카메라B<sub>1</sub>은 측면 카메라, CCD 카메라B<sub>2</sub>는 후면 카메라이다. DATABASE A는 번호판과 식별자, 컨테이너 패턴의 정보를 갖고 있는 신경망을 위한 데이터베이스이다. 이것은 후에 인식된 결과에 의해 재학습을 한다. DATABASE B는 차주로부터 미리 전송받은 컨테이너의 정보이다. 각 화살표는 정보의 흐름을 나타내고 있다.

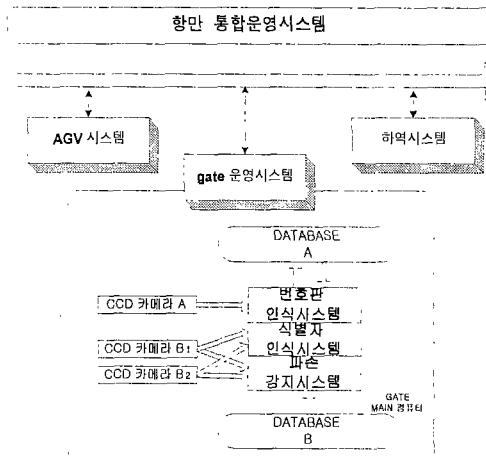


Fig. 1 Block diagram of gate operating system

통합시스템의 실행단계는 아래와 같다.

- 1) gate입구에 설치된 CCD 카메라로 컨테이너 전면 영상 수집
- 2) 전면 영상으로부터 번호판 인식
- 3) 번호판정보에 의한 차주 전송정보 검색
- 4) gate에 설치된 CCD 카메라에 의한 컨테이너 후면, 측면 영상 수집
- 5) 측면 영상으로부터 식별자 인식
- 6) 열어진 각 영상으로부터 파손여부 감지
- 7) 차주 전송정보와 비교, 추가 정보 검색
- 8) 항만 통합 운영시스템에 정보 전송

### 1. 컨테이너 식별자 인식 시스템

본 논문에서는 컨테이너 식별자를 인식하기 위해 Fig. 2와 같은 영상처리 방법을 제안한다.

#### 1.1 영상의 전처리

일반적으로 컨테이너 영상의 처리에 있어서 어려운 점은 컨테이너 표면의 굴곡과 문자의 유실이다. 이 문제를 해결하기 위해 전처리 과정에서 정확한 개별문자를 추출하는 것이 중요한 과정이라 할 수 있다.

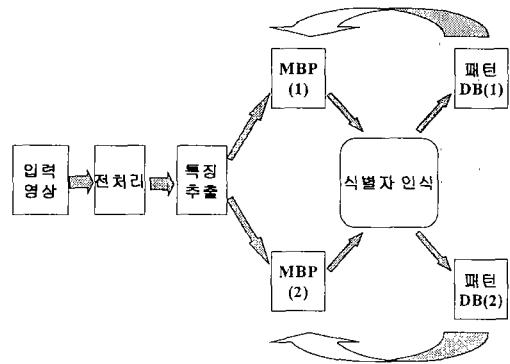


Fig. 2 Block diagram of proposed system

본 연구에서 사용한 영상의 전처리 단계는 아래와 같다.

- step 1 : 영상을 적응적으로 양자화한다. 컨테이너 표면색은 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.

폐지 합집합 연산을 응용한 적응적 양자화를 수행하고 LSPRD 알고리즘을 적용하여 문자군 후보 영역을 추출한다<sup>2)</sup>. Fig. 3(a)는 컨테이너 측면의 식별자부분의 원 영상들이다. Fig. 3(b)는 Fig. 3(a)에서 적응적 양자화로 처리된 영상이고, Fig. 3(c)는 Fig. 3(b)의 히스토그램 영상이다. Fig. 3(d)는 LSPRD로 문자군 후보영역이 검출된 영상이다.

적응적 양자화 과정을 거치고 LSPRD를 거친 영상의 문자군 후보영역에서 문자군을 추출<sup>2)</sup>한 영상은 Fig. 4(a)이고, Fig. 4(b)는 문자군의 프로젝션 예이며, 이를 이용해 추출된 문자는 Fig. 4(c)와 같다.

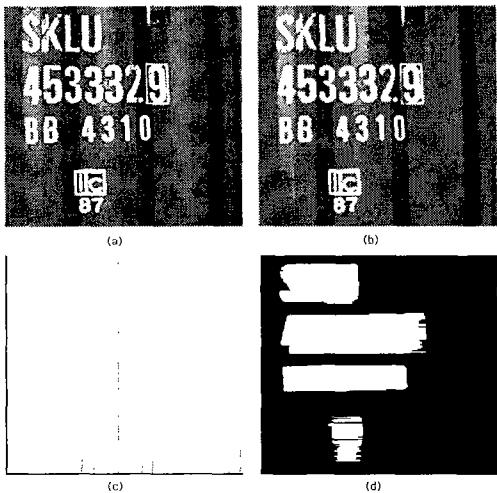


Fig. 3 Results of adaptive quantization and LSPRD process

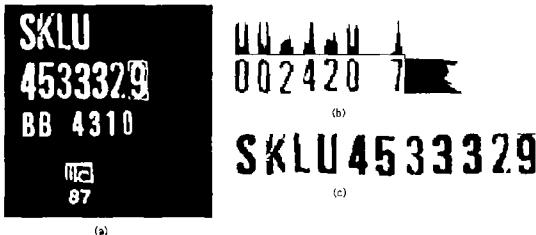


Fig. 4 Images of character group and characters

## 2. 차량 번호판 인식 시스템

본 논문에서는 차량의 움직임 정보를 이용한 번호판 영역 검출방법을 제안한다. 알고리즘은 크게 두 부분으로 나누어진다. 첫 번째 부분은 움직임 정보를 이용하여 전체 영상에서 차량 영상만을 추출하는 것이고, 두 번째는 번호판 영역을 인식하는 것이다.

### 2.1 칼라 샘플 데이터 추출

먼저 한 대의 카메라로 각각 다른 영상을 3장 입력받은 다음 각 영상의 변화에 의하여 칼라 샘플을 추출하여 데이터로 사용하는 것을 제안한다. 칼라

샘플을 이용하여 번호판의 위치를 검출할 때는 번호판 고유의 칼라정보를 이용한다. 칼라 샘플 데이터는 다음 6단계의 알고리즘에 의해 추출되며, 이 것을 Fig. 5에 나타내었다.

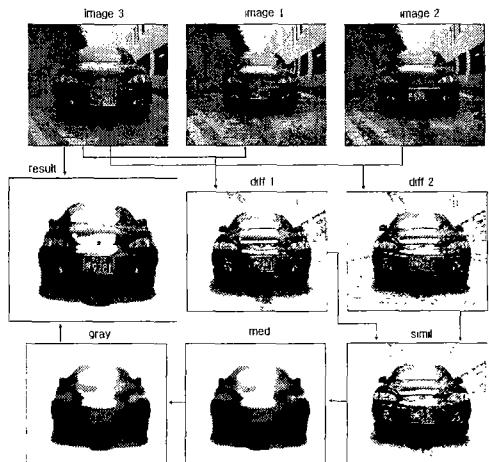


Fig. 5 Car image extraction algorithm

Step 1 : 3개의 영상을 입력받는다. 차량의 진입 방향을 기준으로 가장 앞의 센서가 차량을 감지하여 입력받은 영상을 image 1이라하고 다음의 센서가 감지하여 입력받은 영상을 image 2, 나머지 센서가 동작하여 촬영한 영상을 image 3이라 한다. 각각의 image 1, image 2, image 3의 영상에서 차량의 크기는 다르다. 즉, image 3의 차량 영상이 가장 크고, image 1의 차량 영상이 가장 작다.

Step 2 : 두 개의 차분 영상을 구한다. image 1, image 2, image 3을 이용하여 두 개의 차분 영상을 구한다. 차분 영상은 두 영상에서 변화가 심한 부분만 칼라 입력으로 저장하고 변화가 거의 없는 부분은 백색으로 처리한다. 첫 번째 차분 영상을 image 3과 image 1을 이용하여 계산하고 두 번째 차분 영상을 image 3과 image 2를 이

용한다. 각각의 차분 영상을 diff 1, diff 2라고 한다.

Step 3 : 유사 영상을 생성한다. Step 2에서 구한 2개의 차분 영상을 이용하여 1 개의 유사 영상 simil을 생성한다. 유사 영상은 차분 영상과 반대로 변화가 심한 부분을 백색으로 처리하고 유사한 부분을 칼라 입력으로 저장하는데, 칼라 입력은 diff 1을 이용한다.

Step 4 : 미디안 필터링 처리한 영상 med를 구한다. 잡음을 제거하기 위하여 미디안 필터를 적용한다. 이 때 마스크의 크기를  $15 \times 15$  정도로 매우 크게 설정하게 되는데 이렇게 하는 이유는 작은 크기의 칼라 데이터를 제거하여 차량의 전체 윤곽을 검출하기 위해서이다.

Step 5 : 그레이(gray) 영상으로 변환한다.

Step 6 : result 영상을 추출한다. 기준 칼라영상인 image 3과 그레이 영상을 이용하여 칼라 샘플을 추출한다. 방법은 그레이 영상에서 백색이 아닌 부분의 칼라 정보를 image 3에서 추출한다.

## 2.2 번호판 영역 추출

추출된 배경이 제거되고 차량의 영상만 남아있는 영상에서 번호판의 칼라정보와 허프변환<sup>10)</sup>을 이용하여 번호판 영역을 추출한다.

옥외의 환경에서 영상의 밝기는 태양의 위치, 날씨, 구름의 유무 등 많은 조건들에 의해 꾸준히 변화된다. 즉, 밝기의 값은 광원에 매우 민감한 반응을 나타내므로 밝기에 상대적으로 둔감한 인식시스템이 필요하다. 본 논문에서는 일반적으로 사용되는 (R,G,B) 좌표계를 주변 밝기변화에 대한 칼라 영역 검출이 보다 용이한  $(S, \theta, W^*)$  좌표계로 변환하여, 번호판의 후보영역 결정에 이용한다. (R,G,B)에서  $(S, \theta, W^*)$ 로의 변환식은 식 (1)과 같다.

$$S = 13W^*[(u - u^o)^2 + (v - v^o)]^{1/2}$$

$$\theta = \arctan \frac{v - v^o}{u - u^o} \quad (1)$$

$$W^* = 25(100Y)^{1/3}$$

여기서,

$$u = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z}, \quad v = \frac{6Y}{X + 15Y + 3Z}$$

$$X = 0.607R + 0.174G + 0.201B$$

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B$$

$$Z = 0.000R + 0.066G + 1.117B$$

$u^o$ 와  $v^o$ 는 기준 백색의 색도(chromaticity)<sup>o</sup>며,  $(S, \theta, W^*)$ 는 이중 원뿔형의 모양이다. 변환된 칼라좌표계는 복잡한 배경에서 원하는 번호판 후보영역 추출이 용이한 장점이 있다. 따라서 번호판 후보영역의 칼라의 범위를 넓게 적용하여 번호판의 오염이나 변색에 강인하게 할 수 있다.

허프 변환은 물체의 윤곽이나 곡선 또는 선이 매개 변수로 표현될 수 있는 경우 그것을 검출해 내는데 널리 사용된다. 이차원 평면의 직선의 방정식에서 유도한 허프 변환은 식 (2)와 같다.

$$b = -ax + y \quad (2)$$

여기서  $a$ 는 직선의 기울기를,  $b$ 는  $y$  절편을 나타내는데, 허프 변환에서는 이  $a, b$ 를 변수로 하고 같은 직선상에 있는 임의의 세 점을 매개로하여 직선을 검출한다. 위 식 (2)의 단점은 직선이  $y$ 축과 평행할 때  $a, b$ 가 무한대에 가까워지므로 계산이 힘들다. 이를 보완한 것이 식 (3)이고 여기서는  $\theta$ 와  $\rho$ 에 의하여 결정된다.

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (3)$$

일반적인 허프 변환에서는  $\theta$ 의 범위를  $0^\circ \sim 180^\circ$ 까지 사용하지만 본 논문에서는 번호판이 존재할 가능성이 있는  $0^\circ \sim 4^\circ, 86^\circ \sim 94^\circ$  그리고  $176^\circ \sim 180^\circ$ 로

그 범위를 제안함으로써 허프 변환의 가지는 수행 시간 문제와 저장용량 문제를 개선하였다. Fig. 6은 개선된 허프 변환을 적용하기 위한 직선의 극좌표계 표현을 보였다.

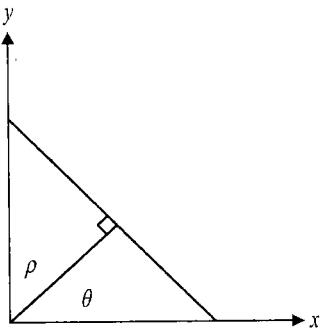


Fig. 6 Representation of polar coordinates

### 3. 컨테이너의 파손여부 감지시스템

본 논문에서는 컨테이너 자체의 edge만을 추출하여 변형여부를 판단하도록 하고, 계산량이 많이 요구되는 depth 정보 등을 구하지 않음으로써 전체 알고리즘의 수행시간을 대폭 줄여 실시간 처리를 가능하게 하였다. 본 알고리즘의 단계는 다음과 같다.

- step 1 : 영상에 대해 미디언 필터링<sup>10)</sup>을 한다.
- step 2 : Fuzzy 연산 양자화로 영상을 양자화<sup>2)</sup> 한다.
- step 3 : 컨테이너 칼라정보와 moving window를 이용하여 배경을 제거한다.
- step 4 : 전체 영상에 대한 히스토그램을 구하여, 문자부분의 피크치를 구하고, 문자로 나타나는 영상의 픽셀들을 컨테이너 배경색으로 변환한다.
- step 5 : canny edge detector를 이용하여 edge를 검출한다.
- step 6 : 검출된 각 edge list들을 line segment로 fitting한다. 각 edge point들과 line segment 간의 정규화된 절대 error( $\varepsilon$ )를

계산한다.

step 7 : 최소 임계치 이상의 edge list를 가지면서 정규화된 절대 error( $\varepsilon$ )가 임계치 이상인 edge point가 일정량 이상 그 edge list에 존재하면 파손된 컨테이너 영상의 일부로 판단한다.

#### 3.1 파손 여부 판단 알고리즘

본 알고리즘에서는 추출된 edge 영상에서 각 edge list들이 파손된 컨테이너 영상의 edge인지 정상적인 컨테이너 영상의 edge인지를 판별하기 위해 edge list에서 양 끝점을 연결하는 line segment를 fitting한다[11]. 양 끝점  $(x_1, y_1)$ 과  $(x_k, y_k)$ 으로 fitting된 line segment는 식 (4)와 같다.

$$x(y_1 - y_k) + y(x_{k-x_1}) + y_k x_1 - y_1 y_k = 0 \quad (4)$$

하나의 line 으로부터  $i$ 번째 edge point  $(x_i, y_i)$ 까지의 거리는  $d = r/D$  이다. 여기서  $r$ 은 식 (5)와 같이 구해진다.

$$r = x_i(y_1 - y_k) + y_i(x_k - x_1) + y_k x_1 - y_1 x_k \quad (5)$$

그리고, 각 edge point의 정규화된 절대 error  $\varepsilon$ 은 식 (6)과 같다.

$$\varepsilon = \frac{|d_i|}{D} \quad (6)$$

여기서  $D$ 는 양 끝 edge point간의 거리이다.

본 논문에서는 영상에서의 각 edge list 중 edge point의 개수가 임계치( $\theta_1$ ) 이상인 edge list를 대상으로 각 edge point에 대해 식 (6)의 정규화된 절대 error  $\varepsilon$  을 구한다. 그 edge list에서 구해진  $\varepsilon$  이 임계치( $\theta_2$ ) 이상인 edge point의 개수에 대한 비율

$$\delta = \frac{\text{임계치 이상인 edge point의 개수}}{\text{edge list의 edge point 개수}}$$

가 임계치( $\theta_3$ ) 이상이면 그 edge list를 파손된 컨테이너 부분의 영상을 나타내는 것으로 판단한다.

본 논문에서 정의하는 컨테이너 파손의 기준은 다음과 같다.

1. 표면의 작은 우그레짐과 긁힘은 파손에서 제외시킨다. 즉, edge 추출 영상에서 edge point 개수가  $\theta_1$ 이하인 edge list는 제외한다.
2. 컨테이너의 외곽선이 일정치 이상의 우그레짐을 보이면 파손으로 간주한다. 즉,  $\varepsilon$ 이  $\theta_2$  이상인 edge point가  $\theta_3 \times$ (edge list의 edge point 개수)이상인 edge list를 계산한다.
3. 컨테이너 표면의 영상에서 전형적인 컨테이너 굴곡과 달리 직선적이지 않은 명암의 변화가 발생할 때 파손으로 간주한다. 즉,  $\varepsilon$ 이  $\theta_2$  이상인 edge point가  $\theta_3 \times$ (edge list의 edge point 개수)이상인 edge list를 계산한다.

### III. 실험결과

#### 1. 컨테이너 식별자 인식 시스템

본 논문에서는 프로젝션을 이용하여 25개의 특징을 추출하고 MBP알고리즘을 이용하여 실제 컨테이너 영상에서 추출한 숫자 50개와 영문자 130개로 학습하였다. 그 실험결과 학습률  $\alpha$ 가 0.6일 때 그리고 momentum 상수가 0.6일 때 에러율이 안정적으로 낮아지면서 요구되는 에러율( $10^{-6}$ )을 만족시켰다. Fig. 7은 영문자 인식을 위한 신경망의 학습 시 각  $\alpha$ 가 0.7, 0.6, 0.5일 때의 에러 그래프이고, 각  $\alpha$ 에 대해 목표 에러율( $10^{-6}$ )까지의 반복횟수는 17156, 17167, 26272로 나왔다. 신경망의 인식률 실험을 위해 본 논문에서는 검사패턴을 숫자는 150개, 영문자는 200개로 하였다. 그 결과는 Table 1, Table 2와 같으며, 전체 인식률은 기존의 95~96%

보다 나은 98%로 나왔다. 실험결과 오인식의 경우는 대부분 표면의 부식이나, 긁힘 등으로 인해 식별자의 유실이 큰 경우이다. 영문자의 경우는 비슷한 유형의 문자에서 오인식이 발생하였으며, 숫자의 경우는 영문자보다 인식률이 더 좋게 나왔다.

Table 1 Result of numeric character

숫자	학습패턴	검사패턴	오인식	인식률
0	5	15	0	100%
1	5	15	0	100%
2	5	15	1	93.3%
3	5	15	0	100%
4	5	15	0	100%
5	5	15	0	100%
6	5	15	0	100%
7	5	15	0	100%
8	5	15	0	100%
9	5	15	1	93.3%
총계	50	150	2	98.7%

Table 2 Result of alphabet character

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	5	97.5%	

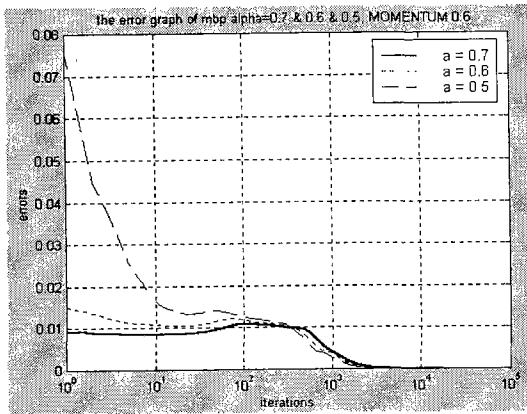


Fig. 7 Error logarithmic graph of alphabet learning

## 2. 차량 번호판 인식 시스템

본 논문에서는 gate에서의 상황을 가정하여 카메라를 고정시켜놓고 승용차가 진입하는 연속적인 영상을 얻어서 실험하였다. Fig. 8(a)는 원영상이고, Fig. 8(b)는 차량의 이동에 따른 정보를 이용하여 배경을 제거한 차량의 영상이다. 결과 영상에서 볼 수 있듯이 차량을 제외한 배경부분을 영상에서 제거함으로써 계산량의 감소와 그 다음 수행할 번호판 추출 시 보다 정확한 검출이 가능하도록 한다. Fig. 8(c)는 구해진 영상에서  $(S, \theta, W^*)$ 좌표계 컬라 정보에 의해 임계치를 설정하여 번호판 후보 영역을 구한 영상이다. Fig. 8(d)는 prewitt 연산자를 이용하여 edge를 검출한 영상이다. Fig. 9는 허프변환을 이용하여  $\theta$ 가  $0^\circ \sim 4^\circ, 86^\circ \sim 94^\circ$  그리고  $176^\circ \sim 180^\circ$ 에 해당하는 edge들을 추출하고 임계치 이하의 개수를 갖는 edge list는 제외시켜 번호판의 영역을 검출한 영상이다. 그럼에서 구해진 선들에 대한 각  $\rho$ 값과  $\theta$ 값들은 Table 3과 같고, 각 선들간의 비율( $\gamma$ )에 의해 번호판을 최종 인식한다. 비율  $\gamma = \frac{(\gamma_{vertical})\text{영역의 세로길이}}{(\gamma_{horizontal})\text{영역의 가로길이}}$  를 구하여  $0.2 \leq \gamma \leq 0.8$  을 만족할 때 번호판으로 인식한다.

Table 3 Distance and orientation of detected lines

선	$\rho$	$\theta$	$ \rho_i - \rho_j $	$\gamma$
1	228	91	155	$(0.2 \leq \gamma \leq 0.8)$
2	383	88		
3	284	2		
4	354	1	70	
5	159	4	57	$\infty$
6	216	3		

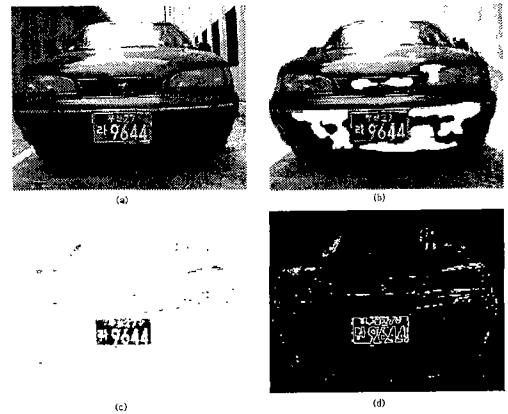


Fig. 8 Car plate extraction process

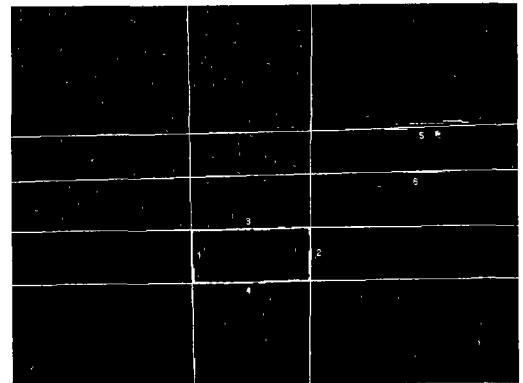


Fig. 9 Detected lines through hough transform

### 3. 컨테이너의 파손여부 감지시스템

본 실험에서는 컨테이너의 실제 영상에서 moving window(3X3)를 이용하여 실시간으로 배경을 제거하고, 히스토그램 분석법을 이용하여 컨테이너 표면에 있는 문자들을 제거한다. 그렇게 구해진 영상으로부터 canny edge detection 알고리즘을 이용하여 edge를 검출한다. Fig. 10(a)는 moving window를 이용한 배경 제거 영상이다. Fig. 10(b)는 컨테이너 표면의 문자들을 제거한 영상이다. 배경과 컨테이너 표면의 문자를 제거하고 canny edge 검출 알고리즘을 이용하여 edge를 추출한 영상을 Fig. 10(c)에 나타내었다. Fig. 10(d)는 edge 검출영상에서 line segment로 fitting한 영상이다. canny edge detection 알고리즘에서 각 파라메터는  $\sigma = 0.5$ , 최저 임계치 = 0.5, 최고 임계치 = 0.8로 두었다. 그리고, 각 edge list를 line segment로 fitting한 후 edge list의 edge point 최저 임계치  $\theta_1$ 를 20으로 두고, 정규화된 절대 error  $\varepsilon$ 의 최대 임계치  $\theta_2$ 를 0.3으로 두었다. edge list의 전체 개수에 대한  $\varepsilon$ 이  $\theta_2$ 이상인 edge point 개수의 비율

$\delta$ 의 최대 임계치  $\theta_3$ 는 0.4로 두었다.

### IV. 결 론

본 논문에서는 식별자인식 시스템과 번호판 인식 시스템 그리고 파손 여부 감지 시스템을 개발하고 각 시스템을 유기적으로 통합한 ACT의 gate 운영 시스템을 개발하였다. 각 시스템을 통합 운영함으로써 설비 투자의 중복을 피하고, 정보를 공유함으로써 gate를 보다 효율적으로 운용할 수 있게 하였다.

식별자 인식 시스템에서는 98%이상의 높은 인식률을 보였고, 번호판 인식 시스템에서는 보다 빠르고 효율적인 인식이 가능하였다. 파손 여부 감지 시스템에서는 2차원 영상만으로 파손 여부를 감지하는 새로운 알고리즘을 제안하여 실시간으로 파손 여부를 감지할 수 있었다. 그러나 파손된 컨테이너의 샘플을 구하지 못하여 보다 정확한 실험을 하지 못하였다. 앞으로의 연구에서는 실제 파손된 컨테이너의 영상에 대한 실험을 추가할 예정이다.

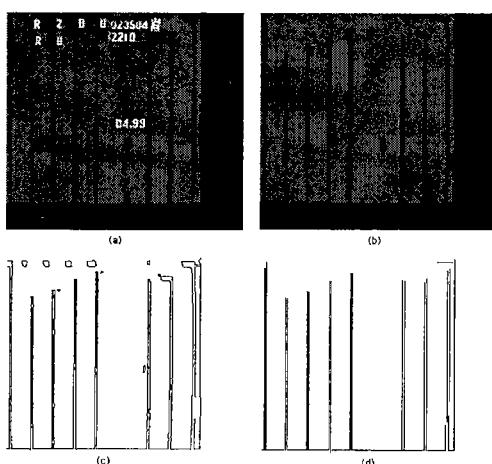


Fig. 10 Experimental results of container deformation perception system.

### 참고문헌

- 1) Itsuro Watanabe, 1996, "An Approach to the Automated Container Terminals," Seminar material.
- 2) 유영달, 강대성 "게이트 자동화를 위한 컨테이너 식별자 인식 시스템," 韓國港灣學會 第12卷 第2號 pp. 225-231, 1998. 12.
- 3) J.Barroso, E. L. Dagless, A. Rafael, Bulas-Cruz "Number plate reading using computer vision," Proceedings of the IEEE International Symposium on industrial

- Electronics Vol.3, pp. 761-766, July 1997.
- 4) R. Parsi, E.D. Di Claudio, "Car Plate by Neural Networks and Image Processing," ISCAS98, 1998.
  - 5) Yuntao Cui and Bian Huang, "automatic License Extraction from Moving Vehicles," Proceedings ICIP-97, IEEE Computer Society, Vol. 3, pp. 126-129, 1997. 8.
  - 6) Hirobumi Nishida, "A structural model of shape deformation", pattern recognition, vol.28, no. 10, pp. 1611-1620, 1995.
  - 7) Cesare Alippi, "Real-time analysis of ships in radar images with neural networks", pattern recognition, vol. 28, no. 12, pp. 1899-1913, 1995.
  - 8) Subhodev Das and Bir Bhanu, "A system for model-based object recognition in perspective aerial image," pattern recognition, vol. 31, no. 4, pp.465-491, 1998.
  - 9) Yi Lu, "Machine Printed Charater Segmentation-An Overview", The Journal of the Pattern Recognition Society Vol. 28, No. 1, pp. 67-80. Pergamon Press. 1995.
  - 10) Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, "Digital Image Processing," Addison Wesley Publishing Company, 1992.
  - 11) M. Umasuthan, "Model indexing and object recognition using 3D viewpoint invariance," pattern recognition, vol. 30, no. 9, pp. 1415-1434, 1997.