

## DCT와 LVQ를 이용한 차량번호판 인식 시스템\*

한수환

동의대학교 공과대학 멀티미디어공학과  
(swhan@donggeui.ac.kr)

본 논문에서는 차량 번호판에서 추출된 문자영역의 DCT(Digital Cosine Transform) 계수와 LVQ(Learning Vector Quantization) 신경회로망을 이용하여 상대적으로 간결한 구조로 잡음의 영향을 적게 받는 차량 번호판 인식 시스템을 제안하였다. 입력된 차량영상의 RGB 칼라정보를 이용하여 번호판 영역을 추출하고 추출된 번호판의 히스토그램과 문자의 상대적 위치정보를 병합하여 문자영역을 추출하였다. 이렇게 추출된 문자영역의 명암도 영상에 DCT를 적용하여 얻은 특징 벡터를 LVQ 신경회로망의 입력으로 사용하여 인식 과정을 수행한다. 본 논문의 실험과정에서는 다양한 환경에서 촬영된 109대의 자가용 차량영상에 대하여 제안된 시스템을 실험하였으며 상대적으로 높은 번호판 영역 추출율과 인식률을 보였다.

### 1. 서론

자동차 산업의 급속한 발전으로 인한 자동차 문화의 대중화는 자동차와 관련된 사건, 사고의 급속한 증가, 교통체증 등과 같은 사회적 문제를 야기하고 있어 급격히 늘어난 차량의 효율적 관리를 위해 많은 노력과 연구가 요구되고 있다. 지속적으로 증가하는 차량의 수에 반하여 대부분의 차량 관제 및 과금, 법규 위반 차량의 적발 등은 주로 인적 자원에 의해 수행되고 있으며 효율적이고 경제적인 관리를 실현할 수 없는 실정이다. 이러한 문제점 해결을 위한 중추적인 기술이 차량 번호판 자동인식 시스템으로 자동화된 차량 관제시스템 구축에 필수적으로 요구되며 통행요금의 자동징수, 교통 경향 분석에 의한 도로 이용 효율의 증가, 범죄 차량의 추적, 그리고 주차

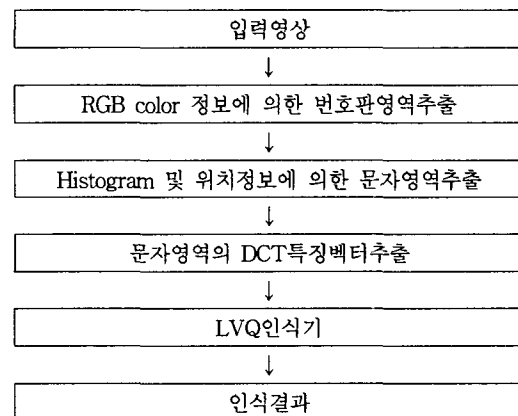
관련 시설의 자동화 등에 크게 기여할 수 있을 것이다(Lee et al., 1994; Yoshida, 1993). 이에 따라 지난 수 년 동안 좀 더 효과적인 차량 번호판 자동인식 시스템의 개발을 위해 국내외 적으로 활발한 연구가(Cho and Jung, 1998; 김병기, 1999; Lee and Jong, 1998; Hegt et al., 1998) 진행되어 왔으며 본 논문에서도 상용시스템으로의 발전을 위한 전처리 과정의 간결화와 인식을 향상을 기하였다.

자동차 번호판 인식시스템은 획득된 자동차영상에서 번호판 영역을 추출하는 과정과 추출된 번호판 영역에서 문자를 인식하는 과정으로 크게 나누어진다. 본 논문에서는 입력된 차량영상에서 번호판 영역이 다른 영역보다 RGB 칼라의 녹색 밀집도가 높다는 특성을 이용하여 번호판을 추출하였고, 이렇게 추출된 번호판의 수평, 수직 방향

\* 본 논문은 동의대학교 2001년도 교내 학술 연구비 지원사업에 의하여 연구되었습니다.

으로의 투영 히스토그램과 각 문자의 상대적 위치 정보를 병합하여 문자영역을 추출하였다. 이러한 방법은 잡음이 심하거나 콘트라스트가 낮은 번호판에서도 문자영역의 추출을 가능하게 한다(조보호, 정성환, 1999). 다음으로, 추출된 문자영역들로부터 문자인식에 필요한 중요한 정보인 특징벡터(feature vector)를 추출한다. 최근에는 문자영역 자체를 하나의 특징영역 패턴으로 고려함으로써 직접 신경회로망의 입력으로 사용되는 방법이 시도되고 있으나(조보호, 정성환, 1999) 본 연구에서는 공간영역에 기반한 특징벡터보다 상대적으로 잡음에 강하고 신경망 인식기의 입력차수(dimension of input vector) 또한 줄일 수 있는 주파수영역의 특징벡터 추출을 위하여 불연속 코사인 변환(DCT)을 문자영역에 적용하였다. DCT는 영상 압축 알고리즘인 JPEG의 기초가 되는 주파수영역 변환으로 불연속 푸리에 변환(Discrete Fourier Transform: DFT)에 비해 복소수 연산이 필요 없어 처리속도를 향상시킬 수 있는 장점이 있다(Pratt, 1991). 이렇게 구해진 각 문자영역의 DCT 계수는 신경회로망 인식기의 입력으로 사용되어 진다. 신경회로망은 시각처리, 음성인식, 패턴 분류 및 인식, 로봇제어 등 기존의 인식기 및 분류기에서 비교적 해결하기 힘든 잡음이나 변형된 정보의 처리에 매우 유용하게 사용되고 있다(James and Freeman, 1991). 최근 차량 번호판 인식 시스템에 적용된 신경회로망으로는 오류 역전파(error-backpropagation) 학습 방법을 이용한 다층퍼셉트론(MLP: multi-layer perceptron) (이종현, 2000; 김경민 외, 1997)과 ART(Adaptive Resonance Theory) (조보호, 정성환, 1999; 허남숙 외, 1999; 조보호, 정성환, 1997) 등이 있으나 본 연구에서는 상대적으로 학습과정과 구조가 간단하고 지도학습(supervised learning)이 가능한

LVQ 신경회로망(James and Freeman, 1991; Fausett, 1994)을 적용하여 인식과정을 수행하였다. 따라서 본 논문에서 제안된 차량 번호판 인식 시스템을 개략적으로 요약해 보면 <그림 1>과 같다. 즉, 잡음에 쉽게 노출되는 차량 번호판의 특성을 고려하여 문자인식을 위한 특징벡터의 추출에는 잡음에 상대적으로 강한 주파수 영역의 특징벡터를 이용하였고, 이의 추출을 위한 전처리시 간의 향상을 위해서는 DFT를 대신하여 DCT가 적용되었다. 또한 인식기로는 입력잡음에 대한 내구성과 함께 비교적 단순 구조의 LVQ 신경회로망이 이용되었다.



<그림 1> 제안된 차량 번호판 인식시스템 개요

서론에 이어 본 논문의 2장에서는 입력된 차량 영상에서 번호판 영역과 문자 영역의 추출 및 특징벡터인 DCT계수 획득 과정을, 3장에서는 인식기로 적용된 LVQ의 구조와 학습알고리즘 등을 설명하며 4장에서는 제안된 인식 시스템의 실험 결과를 서술하고, 마지막으로 5장에서 결론 및 향후 과제를 제시한다.

## 2. 전처리과정 및 특징벡터의 추출

### 2.1 번호판 영역 추출

본 논문에서는 불필요한 전처리과정과 촬영 환경에 따른 입력영상의 밝기 변화에 대한 영향을 줄이기 위해 입력된 차량영상의 RGB 칼라정보의 HSI 모델로의 변환과정(남미영 외, 1999) 없이 각 픽셀들의 RGB 구성비율을 이용하여 번호판 영역을 추출하였다.

실험대상인 자가용 차량의 번호판 영역은 녹색의 밀집도가 높고 녹색과 흰색으로만 구성되어 있어 먼저 일정한 임계값을 기준으로 번호판 영역의 녹색과 RGB 구성비율이 가깝고 녹색성분(G)이 다른 두 성분(R,B)보다 큰 픽셀들을 검은 점으로 표시(black marking)하였으며 그 과정은 식(1)과 같다. 이때 기준이 되는 녹색의 RGB 구성비율은 실험영상 중 임의로 획득된 10대의 차량영상의 번호판 영역에서 추출한 녹색의 평균 구성비율(RGB=0.18:0.52:0.3)을 이용하였다.

For each pixel of input image,

$$r = \frac{R}{R+G+B}, g = \frac{G}{R+G+B}, b = \frac{B}{R+G+B}$$

$$dist. = \sqrt{(r-0.18)^2 + (g-0.52)^2 + (b-0.32)^2} \quad (1)$$

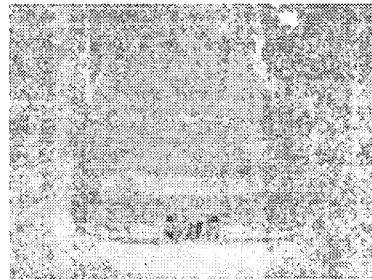
if ( $dist. \leq threshold$ ) & ( $g > r$ ) & ( $g > b$ ),  
then black marking

<그림 2>는 입력된 칼라영상의 각 픽셀들의 RGB 구성비율과 기준이 되는 녹색과의 구성비율 거리(식(1)의  $dist.$ )를 명암도 영상으로 표시한 것으로 차량의 번호판 영역이 다른 영역에 비해 상대적으로 어둡게 나타나 있어 거리가 가까움을 알 수 있으며, <그림 3>은 식(1)에 의해 검은 점

으로 표시된 녹색 픽셀들을 나타낸 것으로 번호판 후보영역을 찾는 데 이용된다.

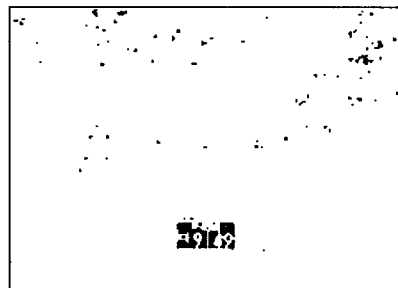


(a) 입력 칼라영상



(b) 기준 녹색과의 구성비율 거리영상

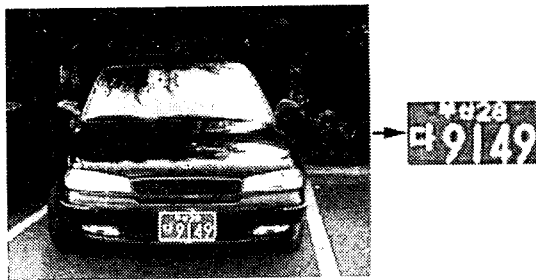
<그림 2> 입력된 RGB 칼라영상과 기준 녹색과의 거리영상



<그림 3> 식(1)에 의해 추출된 녹색 픽셀

<그림 3>에서 차량의 번호판 영역을 추출하기 위해서는 먼저 일정크기의 탐색윈도우를 설정한

다. 탐색윈도우의 크기는 본 논문에서 사용된 실험영상의 번호판 영역보다 큰 크기로 결정되어야 함으로 50 x 100 픽셀 크기를 이용하였다. 설정된 탐색윈도우를 <그림 3>의 왼쪽 상단부에서부터 시작하여 오른쪽 하단부까지 한 픽셀씩 이동시켜 가장 많은 검은 점들을 포함하는 곳의 윈도우 오른쪽 하단 좌표를 구하고, 같은 방법으로 오른쪽 하단부에서 시작하여 왼쪽 상단부까지 탐색윈도우를 움직여 가장 많은 픽셀들을 포함하는 곳의 윈도우 왼쪽 상단 좌표를 획득한다. 이렇게 획득한 두 좌표가 이루는 사각형 영역이 번호판 후보 영역으로 추출되며 <그림 4>와 같다.



<그림 4> 입력영상과 추출된 번호판 후보영역

다음으로 추출된 번호판 후보영역이 이치화(binanzation) 과정을 거쳐 번호판 영역의 일반적인 특성인 식(2)-(4)를 모두 만족하면 번호판 영역으로 간주되어 문자추출이 이루어지고 그렇지 못하면 같은 방법으로 다음 후보영역을 찾는다. <그림 5>는 이치화된 번호판 후보영역과 스캔라인을 나타낸다.

- 추출된 후보영역의 가로/세로 비율,  $r$  :
- $$(1.75 \leq r \leq 2.25) \quad (2)$$
- 문자영역(white) 픽셀 수/후보영역 전체 픽셀 수,  $ar$  :
- $$(0.22 \leq ar \leq 0.38) \quad (3)$$

스캔라인상의 문자 및 배경 변환(black->white or white->black) 횟수,  $c$ :  $6 \leq c \leq 23$  (4)



<그림 5> 이치화된 번호판 후보 영역

## 2.2 문자 영역 추출

추출된 번호판 영역에서 문자영역을 추출하기 위해서는 투영 히스토그램 기법과 문자의 상대적 위치정보가 함께 이용되었다. 번호판 영역에서 문자영역의 위치 정보만으로도 문자의 추출은 가능하지만(조보호, 정성환, 1997), 보다 정확한 문자영역의 추출을 위하여 본 논문에서는 히스토그램 기법도 함께 병합되었다.

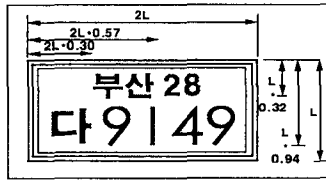
먼저 이치화된 번호판 영역을 수평방향으로 투영시켜 번호판의 상단부인 관청기호와 작은 숫자 영역 그리고 하단부인 한글 문자와 큰 숫자 영역으로 분리한다. 이렇게 분리된 상단부와 하단부 각각에 대하여 다시 수직방향으로 투영시켜 각 문자 영역들을 분리한다. 이 과정은 <그림 6>에 표시되어 있다.



<그림 6> 문자 영역의 추출

그러나 이러한 투영 히스토그램 기법은 번호판

의 보존 및 촬영 상태 여부에 따라 많은 영향을 받음으로 본 논문에서는 <그림 7>에 표시되어 있는 문자간의 상대적 위치 정보(신동명, 김병지, 1995)를 병합하여 히스토그램을 활용하였다. 즉, 번호판 영역에서 문자의 위치정보를 이용하여 각 문자 사이의 공간에 문자 구분선을 둔다. 이 구분선을 기준으로 투영히스토그램에서 앞 뒤 일정한 거리만큼 이동하며 문자영역을 구분 짓는 최소 골의 위치를 찾아 각 문자들을 분리시켰다. 이렇게 분리된 각 문자들의 명암도 영상이 특징벡터의 추출에 이용된다.



<그림 7> 번호판의 문자 위치 정보

### 2.3 불연속 코사인 변환(DCT)

불연속 코사인 변환(DCT)은 많은 영상 압축 알고리즘의 기초가 되는 주파수 영역 변환으로 불연속 푸리에 변환(DFT)에 비해 복소수 계산이 필요없는 장점을 가지고 있어 본 논문에서는 각 문자의 주파수영역 특징 벡터를 추출하는데 이용되었다. 먼저 분리된 그레이 레벨(gray-level)의 각 문자 영역은 크기 정규화(size normalization) 과정을 거친 후 촬영상태의 밝기 변화에 대한 영향을 줄이기 위해 식(5)에 의해 평균 밝기 값이 제거되었다.

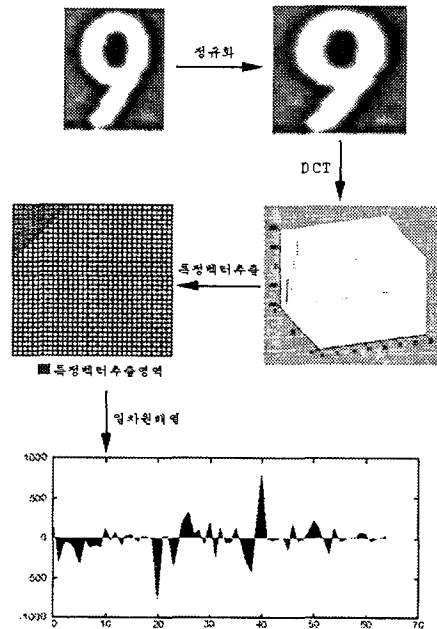
$$I(i, j) = I(i, j) - mI \text{ where } mI = \frac{I}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} I(i, j) \quad (5)$$

여기서  $I(i, j)$ 는 정규화( $N \times N$ )된 각 문자 영역의 그레이 레벨을 나타낸다. 다음으로, 평균 밝기 값이 제거된 각 문자 영역으로부터 주파수 특징 벡터인 DCT 계수를 추출하기 위하여 2차원 불연속 코사인 변환인 식(6)이 적용되었다.

$$CI(u, v) = \frac{2}{N} C(u)C(v) \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} I(i, j) \times \cos\left[-\frac{(2i+1)u\pi}{2N}\right] \cos\left[\frac{(2j+1)v\pi}{2N}\right] \quad (6)$$

where  $C(r) = \begin{cases} 1/\sqrt{2} & \text{for } r=0 \\ 1 & \text{for } r > 0 \end{cases}$

<그림 8>에는 식(6)에 의한 문자영역의 불연속 코사인 변환이 나타나 있으며 왼쪽 상단(저주파영역)에 대부분의 에너지 값들이 집중되어 있음을 알 수 있다. 따라서, 본 연구에서는 신경망



<그림 8> 문자영역의 불연속 코사인 변환과 특징벡터의 추출

인식기의 입력차수를 줄이고 처리속도의 향상을 위하여 DC(원점: Distributed Center)성분을 제외한 왼쪽 상단의 대각선 방향의 65개 주파수 성분을 각 문자 영역의 특징 벡터로 추출하였으며 LVQ 신경회로망의 입력으로 사용된다.

### 3. LVQ 신경회로망

차량 영상에서 추출된 번호판의 각 문자 영역은 촬영환경에 따라 비교적 잡영이 많이 존재하므로 노이즈에 상대적으로 둔감한 신경회로망(Neural Networks)을 이용한 인식기의 구성이 적합하다. 신경회로망은 병렬분산처리(Parallel Distributed Processing)를 근간으로 생물학적인 신경회로를 간단히 수학적으로 모델링하여 구현한 것으로 영상 및 음성 인식 등에 널리 사용되고 있다. 최근 번호판에서 추출된 문자 인식에도 역전파 신경망(이종현, 2000; 김정민 외, 1997) 및 ART(조보호, 정성환, 1999; 허남숙 외, 1999; 조보호, 정성환, 1997) 등이 적용되고 있으나 역전파 학습 알고리즘은 초기 가중치, 학습률 및 은닉층의 노드 수 등과 같은 초기 설정 값에 따라 인식이 크게 좌우되고(Jacobs, 1988; Rezhui et al., 1990) ART는 안정성(stability)과 적응성(plasticity)은 있으나 구조가 복잡하고 비지도학습(Unsupervised Learning) 방법을 이용함으로써 최종단계의 인식기로는 적합하지 않다. 따라서 본 논문에서는 비교적 구조가 간단하고 초기 설정 값의 영향을 적게 받으며 지도학습(Supervised Learning) 방법을 이용하는 LVQ(Fausett, 1994)를 신경회로망 인식기로 활용하였다.

Kohonen에 의해 제안된 LVQ는 <그림 9>와 같이 각각 하나의 입출력 계층으로 구성되어 있

으며, 초기의 LVQ1을 개선하여 LVQ2 (Kohonen, 1990a), LVQ3 (Kohonen, 1990b) 등이 발표되었다. LVQ는 학습기간동안 출력노드(node)와의 연결 가중치(weights)를 조정함으로써 각각의 출력노드가 대표하는 부류(class)의 참조 패턴(reference vector)을 가중치에 저장한다. 본 연구에서는 학습 알고리즘이 상대적으로 간단한 LVQ1이 인식기로 활용되었으며 임의의 입력 패턴  $x=(x_1, x_2, \dots, x_{65})$ 에 대한 연결 가중치의 학습 알고리즘은 식(7)과 (8)에 표시되어 있다. 이때 초기 연결 가중치 값들은 각 부류의 학습 패턴들 중 임의로 선택하여 설정하였으며  $\alpha$ 는 학습도로 시간이 경과함에 따라 단조 감소한다.

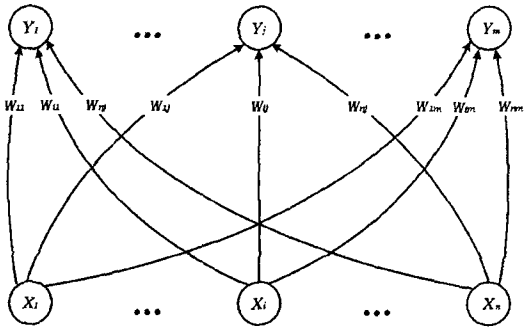
입력패턴  $x$ 와 출력노드  $J$ 가 같은 부류인 경우:

$$w_{ij}(new) = w_{ij}(old) + \alpha [x_i - w_{ij}] \quad (7)$$

입력패턴  $x$ 와 출력노드  $J$ 가 서로 다른 부류인 경우:

$$w_{ij}(new) = w_{ij}(old) - \alpha [x_i - w_{ij}] \quad (8)$$

학습이 끝난 후 LVQ는 입력되는 패턴과 유클리안(Euclidean) 거리가 최근접하는 참조패턴이 저장된 출력 노드를 선택하고 그 출력 노드가 대표하는 부류를 인식 결과로 출력한다. 본 논문에서는 추출된 각 문자영역의 DCT 계수 65개를 위한 입력 노드 수 65, 그리고 인식 대상인 10(아라비아 숫자 0에서 9)개의 부류를 위한 출력 노드 수 각각 20과 40을 가지는 두 종류의 LVQ1을 가지고 실험하였다. LVQ1에 대한 더 상세한 학습 알고리즘 및 패턴인식 과정은 참고문헌 (James and Freeman, 1991; Fausett, 1994) 등에서 찾아볼 수 있다.

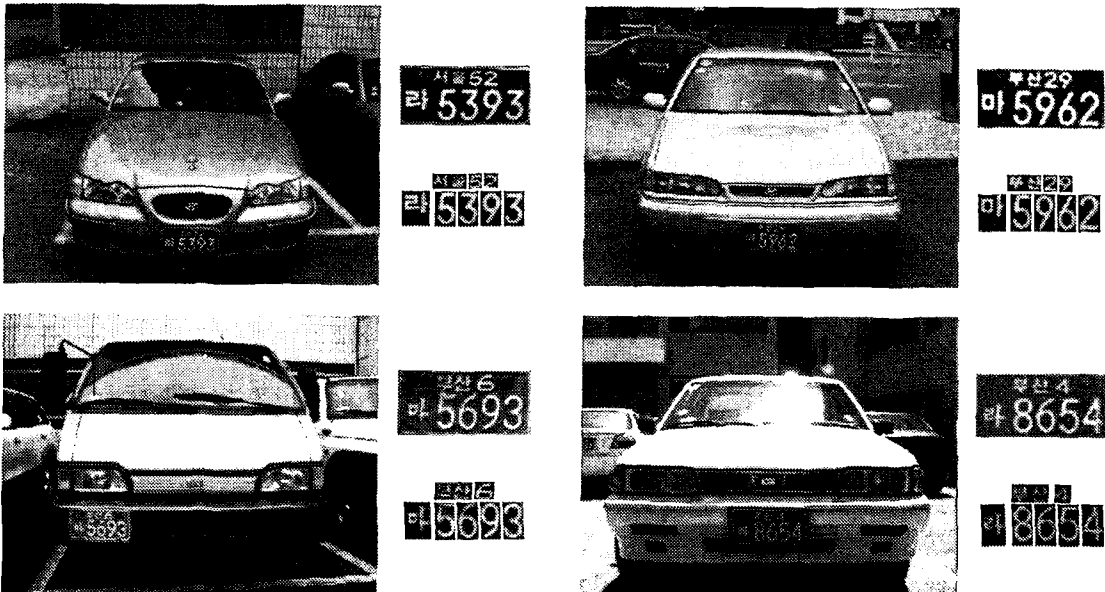


<그림 9> LVQ의 구조

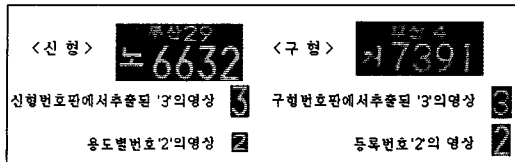
#### 4. 실험 및 결과 분석

본 실험에서는 디지털 카메라로 다양한 시간대에서 촬영한 자가용 승용 및 승합용 차량 109대의 영상을 대상으로 Matlab 5.0을 이용하여 IBM 호

완기종인 586 펜티엄 상에서 번호판 추출 및 문자 영역 인식 과정을 수행하였다. 입력 영상은 400x600 RGB 칼라 영상으로 109대 모두에서 <그림 10>과 같이 번호판 및 문자 영역을 성공적으로 추출할 수 있었으며, 제안된 번호판 인식기의 성능 평가를 위해서 성공적으로 추출된 번호판 영역 상단부의 차량용도별 번호와 하단부의 등록번호인 아라비아 숫자(0-9) 645개(차량용도별 번호: 199개, 등록번호: 436개)에 대하여 인식과정을 수행하였다. 그리고 차량 번호판 인식 시스템의 효율적인 구성을 위하여 <그림 11>에 나타난 것과 같은 신형 번호판과 구형 번호판의 번호 글씨체의 차이, 그리고 차량용도별 번호와 등록번호의 크기 차이(추출된 번호영역은 모두 같은 크기(32x32)로 정규화됨)에 상관을 두지 않고 일률적으로 인식실험을 진행하였다.



<그림 10> 입력영상과 추출된 번호판 및 문자영역 샘플



<그림 11> 신형과 구형 번호판의 등록번호 및 용도 번호의 글씨체와 크기차이

또한, 본 논문에서는 사용된 LVQ1의 학습을 위한 샘플 수 및 출력 노드 수에 따라 서로 다른 3가지 경우의 실험환경을 설정하였다.

실험환경 1:

학습샘플 수: 40개 (각 숫자에 대한 학습패턴을 등록번호 샘플중에서만 임의로 4개씩 선택)

출력노드 수: 20개 (각 숫자에 2노드씩 지정)

실험환경 2:

학습샘플 수: 80개 (각 숫자에 대한 학습패턴을 등록번호 샘플중에서만 임의로 8개씩 선택)

출력노드 수: 40개 (각 숫자에 4노드씩 지정)

실험환경 3:

학습샘플 수: 80개 (각 숫자에 대한 학습패턴을 등록번호 샘플에서 4개, 용도별번호 샘플에서 4개씩 임의로 선택)

출력노드 수: 40개 (각 숫자에 4노드씩 지정)

입력영상 109대에서 성공적으로 추출된 645개의 숫자 샘플들에 대하여 각각의 실험환경마다 5번의 독립적인 인식과정을 실험하였으며 그 결과는 <표 1,2,3>에 나타나 있다. 모든 실험에서 LVQ1의 초기 학습도는 0.9로 시작하였으며 학습횟수는 1500회를 넘지 않았다.

<표 1> 실험환경 1의 인식결과

실험횟수 \ 인식률	등록번호(436개)에 대한인식률	용도별번호(199개)에 대한인식률	전체인식률
1	0.9771	0.9347	0.9638
2	0.9748	0.9246	0.9591
3	0.9771	0.8693	0.9433
4	0.9702	0.8894	0.9449
5	0.9794	0.9196	0.9606
Avr.	0.9757	0.9075	0.9543

<표 2> 실험환경 2의 인식결과

실험횟수 \ 인식률	등록번호(436개)에 대한인식률	용도별번호(199개)에 대한인식률	전체인식률
1	0.9794	0.9296	0.9638
2	0.9839	0.9347	0.9685
3	0.9862	0.9246	0.9669
4	0.9794	0.9698	0.9764
5	0.9794	0.9095	0.9575
Avr.	0.9817	0.9336	0.9666

<표 3> 실험환경 3의 인식결과

실험횟수 \ 인식률	등록번호(436개)에 대한인식률	용도별번호(199개)에 대한인식률	전체인식률
1	0.9656	0.9698	0.9669
2	0.9817	0.9799	0.9811
3	0.9748	0.9749	0.9748
4	0.9679	0.9749	0.9701
5	0.9908	0.9799	0.9874
Avr.	0.9762	0.9759	0.9761

<표 1, 2, 3>에서 나타난 것처럼 제안된 인식시스템의 전체평균인식률이 모든 실험환경 하에서 최소 95%, 그리고 실험환경 3에서는 98%에 근접함을 알 수 있으며 학습샘플의 수를 증가시킴으로써 일정한 폭의 인식률 상승을 기할 수 있었다. 하지만 <표 1, 2>에서처럼 차량용도별 번



호의 인식률이 상대적으로 등록번호의 인식률보다 낮게 나타난 것은 학습과정에 용도별 번호 샘플이 참여하지 못한 것이 원인으로 학습패턴에 용도별 번호 샘플이 포함된 실험환경 3의 인식결과인 <표 3>에서는 찾아 볼 수 없었다. 이러한 결과는 등록 번호와 용도별 번호의 크기와 가로 세로 비율이 다름에도 불구하고 인식시스템의 단일성을 위해 모두 일률적으로 같은 크기(32x32)로 정규화 시킴으로써 발생한 DCT 특징벡터의 오차에 기인한 것으로, 실험환경 3과 같이 용도별 번호샘플을 등록번호샘플과 함께 학습시킴으로써 용도별 번호에 대한 평균인식률을 97%이상으로 올릴 수 있었다.

## 5. 결론

본 논문에서는 입력영상의 RGB 칼라정보와 번호판 영역의 히스토그램 및 문자의 상대적 위치 정보 등을 이용하여 차량영상으로부터 번호판의 문자영역을 추출하고 이렇게 추출된 문자영역의 DCT 특징벡터와 LVQ 신경회로망으로 인식과정을 수행하는 차량 번호판 인식시스템을 구성하였다. 실험과정에서는 다양한 환경에서 촬영된 109대의 자가용 차량영상에 대하여 제안된 시스템을 실험하였으며 상대적으로 높은 번호판 영역 추출율과 인식율을 얻을 수 있었다.

향후 제안된 번호판 인식시스템의 완성도를 높이기 위하여 번호판 상단부의 32개의 관할 관청 문자 및 하단부의 84개로 구성된 차종별 문자 등에도 인식범위를 확대할 계획이며 훼손 정도가 심한 번호판과 같은 좀 더 다양한 번호판 영상에 대하여 실험과 보완을 지속할 예정이다.

## 참고문헌

- 김경민, 이병진, 류경, 박귀태, "상관계수와 하프변환을 이용한 차량번호판 자동인식", *Journal of Control, Automation and System Engineering*, Vol. 3, No. 5(1997), 511-518.
- 김병기, "명암변화와 칼라정보를 이용한 차량번호판 인식", *한국정보처리학회 논문지*, 6권 12호, (1999), 3683-3693.
- 남미영, 이종희, 김광백, "개선된 HSI 칼라 정보를 이용한 자동차 번호판 추출 시스템", *1999년 한국멀티미디어학회 춘계학술발표논문집*, (1999), 345-349.
- 신동명, 김병지, *자동차법규*, 세문사, 1995.
- 이종헌, "비선형 왜곡된 번호판 영상 복원에 기반한 자동차 번호판 인식", *경북대학교 석사학위논문*, 2000.
- 조보호, 정성환, "특징 영역 기반의 자동차 번호판 인식 시스템", *한국정보처리학회 논문지*, 6권 6호, (1999), 1686-1692.
- 조보호, 정성환, "ART2신경회로망을 이용한 차량번호판 문자인식", *1997년 한국정보과학회 가을학술발표논문집(B)*, (1997), 455-458.
- 허남숙, 이순희, 김광백, "ART를 이용한 자동차 번호판 자동 인식 시스템", *1999년 한국멀티미디어학회 춘계학술발표논문집*, (1999), 362-366.
- Cho, B. and S.H. Jung, "Nonfeature-based Vehicle Plate Recognition System Using Neural Network", *ITC-CSCC'98*, Vol. 2, (1998), 1065-1068.
- Fausett, L., *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithm, and Applications*, Prentice Hall, 1994.
- Hegt, H.A., et al., "A High Performance License Plate Recognition System", *Proc. The Applications and Science of Computational Intelligence*, (1998), 159-168.
- Jacobs, R.A., "Increased rates of convergence

- through learning rate adaption", *Neural Networks*, Vol. 1, (1988), 295-308.
- James, A. and Freeman, *Neural Networks: Algorithm, Application and Programming Techniques*, Addison-Wesley, 1991.
- Kohonen, T., "Improved Versions of Learning Vector Quantization", *Int. Joint Conf. on Neural Networks*, (1990a), 545-550.
- Kohonen, T., "The Self-Organizing Map", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 78, No.9 (1990b), 1464-1480.
- Lee, E.R., et al., "Automatic Recognition of a car license plate using color image processing", *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing*, Vol. 2, (1994), 301-305.
- Lee, His-Chieh and Chung-Shi Jong, "A Hybrid Neuro-Fuzzy Approach for Automatic Vehicle License Plate Recognition", *Proc. of the Applications and Science of Computational Intelligence*, (1998), 159-168.
- Pratt, W.K., *Digital Image Processing*, John Wiley & Sons, Inc., New York, 1991.
- Rezhui, A., et al., "The effect of the slope of the activation function on the backpropagation algorithm", *Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks*, Vol. 1, (1990), 707-710.
- Yoshida, M., "Optical Vehicle Detector for Traffic Control", *Ottawa-VNIS'93*, (1993), 154-156.

Abstract

## Vehicle License Plate Recognition System using DCT and LVQ

Soowhan Han\*

This paper proposes a vehicle license plate recognition system, which has relatively a simple structure and is highly tolerant of noise, by using the DCT(Discrete Cosine Transform) coefficients extracted from the character region of a license plate and the LVQ(Learning Vector Quantization) neural network. The image of a license plate is taken from a captured vehicle image based on RGB color information, and the character region is derived by the histogram of the license plate and the relative position of individual characters in the plate. The feature vector obtained by the DCT of extracted character region is utilized as an input to the LVQ neural classifier for the recognition process. In the experiment, 109 vehicle images captured under various types of circumstances were tested with the proposed method, and the relatively high extraction rate of license plates and recognition rate were achieved.

---

\* Dept. of Multimedia Engineering, College of Engineering, Dongeui University