

기울어진 신규차량번호판 인식을 위한 FE-MCBP

구건서*

The FE-MCBP for Recognition of the Tilted New-Type Vehicle License Plate

Gun-Seo Koo*

요약

본 논문은 문자의 특징을 추출하여 다중연결 인식기를 통해 신규 자동차 번호판을 인식하는 방법을 제안한다. 이를 위해 영상 전처리과정과 번호판 영역 추출을 위한 과정과 개별문자 추출 과정을 통해 얻어진 개별문자를 인식을 위해 FE-MCBP를 제안하였다. FE-MCBP는 차량 번호판처럼 한글과 숫자가 혼용된 문자열을 인식할 때는 문자의 특징을 기반으로 하는 인식기로서 기존 역전파 인식기에 비해 인식률 면에서 9.7%가 향상되었다. 아울러 기울어진 번호판 영상을 정규화하기 위하여 직선 성분 검출 및 영역 좌표 생성기술을 이용하였다. 시스템 운용 면에서 볼 때 신규차량번호판 인식 시스템은 번호판 영역이 기울진 영상도 인식이 가능하기 때문에 비스듬하게 획득된 번호판 영상이나, 훼손된 번호판의 경우도 인식이 가능한 것으로 연구결과 나타났다.

Abstract

This paper presents how to recognize the new-type vehicle license plate using multi-link recognizer after extract the features from characters. In order to assist this task, this paper proposed FE-MCBP to recognize each character that got through image preprocess, extract range of vehicle license plate and extract process of each character. FE-MCBP is the recognizer based on the features of the character. The recognizer is employed to identify the new-type vehicle licence plates which have both the hangul and the arabic numeral characters. And its recognition rate is improved 9.7 percent than the back propagation recognizer before. Also it makes use of extract of linear component and region coordinate generation technology to normalize a image of the tilted vehicle license plate. The recognition system of the new-type vehicle license plate make possible recognize a image of the tilted vehicle license plate when using this system. Also, this system can recognize the tilted or imperfect vehicle licence plates.

* 제1저자 : 구건서

* 접수일 : 2007. 9.19, 심사일 : 2007. 10.12, 심사완료일 : 2007. 10.16.

* 중의여자대학 인터넷정보과 부교수

* 본 논문은 2007년도 중의여자대학 학술 연구비 지원에 의한 것임

▶ Keyword : FE-MCBP, New-Type Vehicle License Plate, Image Recognition

I. 서 론

경제 성장과 산업 사회의 고도화와 함께 교통량이 기하급수적으로 증가하고 있다. 결과적으로 도로의 상태나 교통량, 자동차의 움직임 등과 같은 도로상의 각종 교통 정보의 자동 인식의 필요성이 대두되고 있는 실정이다. 또한 차량의 도난 등과 같은 범죄 차량에 대한 조회 시스템이나 무인 무정차 후불식 자동 요금 징수 시스템 등의 개발이 필요하다 [3,4]. 따라서 자동차 번호판 인식은 주차장 출입관리, 수 배차량 검거, 과적, 과속 차량 단속 분야에서 많이 이용될 수 있는 분야이다. 자동차 번호판 인식을 위해서 먼저 높은 해상도로 영상을 획득할 수 있는 고해상도 CCD 카메라와 이를 신속하게 처리하기 위해서는 획득된 차량 번호판 영상을 인식처리 할 수 있는 알고리즘과 이를 온라인으로 연결하여서 데이터베이스 관리를 할 수는 컴퓨터 시스템으로 구성되어 있다[5]. 그러나 본 논문에서는 시간, 날씨, 주변 환경의 변화에 민감한 색상정보를 사용하지 않고 번호판을 디지털화 하여 예지검출에 의한 방법과 명암도 변화를 사용하여 번호판 영역을 추출한다. 추출된 번호판은 영상획득 시간 및 주변 환경, 촬영 각도에 따라 상태가 상이하여 정확한 개별문자 분리에 어려움이 있다. 이를 보완하고 인식률을 높이기 위해 명암분포를 재조정하고 개별문자를 이용하여 기울기를 보정하는 정규화 과정을 거친다. 정규화 된 번호판은 가로, 세로 투영 히스토그램에 의해 각 문자별로 분리되고 분리된 개별문자는 특징 기반 다층인식기에 인식하게 되는데, 이때 고려해야 사항들을 분류해서 인식하는 방식을 채택하게 되는데 이것이 본 논문의 핵심이 된다. 여기서 취득된 번호판 영상은 헛빛의 반사, 번호판의 흰, 기울기, 오물등 여러 가지 환경변수를 포함하는 실제의 자동차 영상에서 구해진 영상 데이터이며, 템플릿 데이터를 문자영상에서 골고루 추출하였기 때문에 부분적인 손상을 입은 영상에서도 인식이 가능하다. 본 논문은 번호판의 전 처리 과정과 통계적 특징점을 추출하는 과정과 개별문자의 속성등을 통해 인식률을 높이는데 중점적으로 연구하였다. 따라서 본 논문은 신규자동차 번호판을 모델로 해서 측면, 정면에 획득한 번호판 영상을 처리하여 개별 문자를 추출하고, 추출된 개별문자를 FE-MCBP(Feature Extraction Multi-Chained Back Propagation)알고리즘을 통해 인식하도록 한다.

II. 신규자동차번호판 시스템

1. 신규자동차 번호판의 고찰

본 연구에 적용될 번호판은 2006년 11월 1일부터 시행된 신규 번호판으로 긴 번호판은 차량 앞에 부착하고 짧은 번호판은 자동차 뒤에 부착하게 된다. 번호판의 규격은 가로로 긴 유럽형 번호판(520×110mm)으로 바뀌었으나, 현재 생산 중인 자동차나 운행 중인 자동차를 위하여 짧은 규격(335×155mm)의 번호판도 병행하여 사용하게 된다(그림 1).

번호판의 색상은 무채색(흰색 계통과 검정색 계통)으로 디자인 하였으며, 이는 다양한 색상의 자동차와 가장 무난하고 세련되게 조화를 이루는 것이 특징이다. 전체적인 문자의 배열은 각 숫자의 간격을 조정하여 측면 변별력을 높이도록 하였고, 일렬배열의 특성상 7개의 글자를 한꺼번에 읽는 어려움을 해소하기 위하여 앞 세 자와 뒤 네 자 두 그룹의 문자 군으로 나뉘어 보이도록 조정하였다.

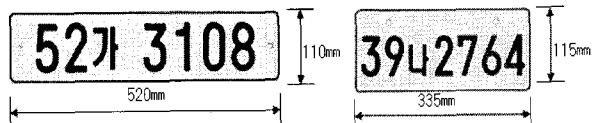


그림 1. 신규 자동차 번호판 사례
Fig. 1 the sample of the new-type vehicle license plate

또한 신규번호판의 앞 두자리 숫자 00 는 차종, 지역 및 용도 분류 번호이다. 즉, 승용차는 11~69, 승합 : 70~79, 화물 : 80~97, 특수 : 98~99 이다. 다음 한글은 비사업용 자동차 차가용 경우에는 “가,나,다,라,마,거,너,리,며,고,도,로,모,구,누,두,루,무”를 쓰며, 사업용 자동차는 “바,사,아,자”, 대여사업자는 “허”등 총 24자를 쓴다.

2. 시스템의 구성도 및 흐름도

본 연구를 위해 고해상도 디지털 카메라를 통해 얻어진 차량 영상을 디지털화 한 후, 영상 전처리 과정에서는 번호판 영역 어둡거나 지나치게 밝아서 인식하지 못하는 경우를 대비한 작업이다. 즉, 히스토그램 강조를 통해 영상 콘트

라스를 높이는 효과를 얻는다. 여기서 히스토그램 강조를 수행하기 전에 영상을 반전하는 이유는 히스토그램 강조법이 주로 영상의 밝은 부분에 효과적인 반면에 번호판 영역은 전체영사에 비해 어둡다는 특징이 있다[3,5]. 영상의 전처리가 이루어지면 번호판 영역 추출 단계를 수행한다. 이 단계에서는 번호판의 특성을 지닌 영역을 구하기 위해 라인미분 검색한다. 그 결과로부터 번호판 특징을 추출하고, 번호판 후보 영역의 4개의 꼭지점이 구해지면 이를 이용하여 번호판을 정규화한 후 개별 문자를 추출한다. 이렇게 추출된 개별 문자는 본문에 제안한 FE-MCBP를 통해 얻어진 결과 값을 후처리 작업으로 신뢰도 지수에 의해 인식된 문자를 검증하는 것이 본문의 특징이다(그림 2). 자세한 내용은 3.2 학습 목표와 신뢰도 지수에서 설명되었다.

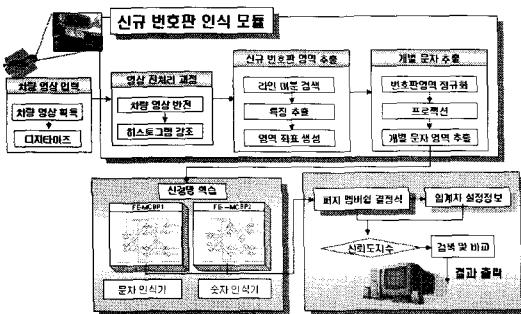


그림 2. 자동차 번호판 인식 시스템의 구성도
Fig.2 Diagram for recognition system of the new-type vehicle license plate

3. 번호판 영역 추출

번호판 영역을 추출하기 위해서는 먼저 전체 영상을 획득한다. 그 다음 영상 디지털ай즈 후, 영상 전처리과정을 거쳐 번호판 영역 추출작업을 수행한다. 따라서 히스토그램 강조영상에서 가로로 한 라인씩 스캔한다. 번호판이 포함된 라인과 그렇지 않은 중의 밝기 값의 변화가 있다는 특징을 갖는다[4,5]. (그림 3) (B) 라인의 경우 다른 라인과 밝기 값이 다른 특징을 갖고 있다. 이유는 번호판이 흑백색의 특성 때문이다.

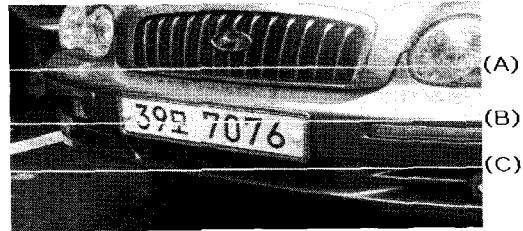


그림 3. 차량 영상의 밝기 분포
Fig.3 Distribution of brightness based on the car image

3.1 밝기 값의 1차 미분 검색

번호판 후보영역을 검출하는 기본적인 방법은 각 라인마다 밝기 값의 변화를 통해 번호판의 위치를 알 수 있다. 즉, (그림 4), (그림 5)와 같이 라인에 대한 1차 미분 필터 결과 번호판 영역에서 나타나는 일정하게 반복되는 피크가 발생되는 특성을 갖는다. 번호판이 포함된 라인의 경우 밝기의 변화가 발생되는 것을 알 수 있다. 이러한 밝기 값의 변화량을 조사하기 위하여 각 라인을 1차 미분 결과를 분석한다. 미분 결과로부터 밝기 값이 변화하는 곳에서는 피크가 발생하는 특징이 있다. (그림 5)는 (그림 4)에서 작은 피크를 제거하여 문자 영역 정보를 획득할 수 있다.

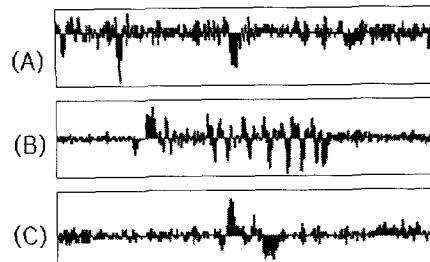


그림 4. 밝기 값의 1차 미분
Fig. 4 The first differential of brightness values

3.2 필터 된 미분에 의한 검출

라인 미분 검색에 의해 번호판 후보 영역이 검출되면 번호판 영역을 구한다. 자동차 영상이 45° 이상 기울어지는 경우 범퍼에서도 번호판 후보의 특징이 나타난다. 따라서 이러한 다양한 번호판 후보 영역으로부터 실제 번호판이 포함된 부분을 찾아낼 수 있다. 번호판의 특성을 여러 라인에 걸쳐 나타나므로 번호판 후보 영역에 검출된 라인으로부터 연속된 특성이 나타나는 영역을 구한다.

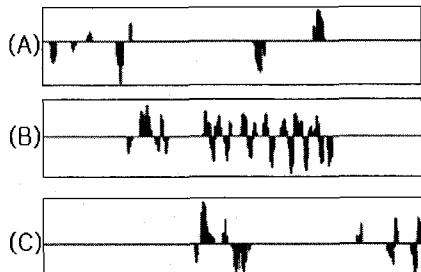


그림 5. 필터 된 미분
Fig. 5 Filtered differential

3.3 번호판 영역 4개 좌표 생성

여러 각도에서 얻어진 자동차 영상을 고려하여 기울어지거나 변형된 번호판의 경우 정규화 한다. 정규화를 위해 번호판 4개의 꼭지 점 좌표를 이용하는데, 다음의 2단계를 거쳐 정규화 한다.

- 1 단계: 라인 미분 검색에서 획득한 피크를 통해 번호판 외각정보를 구한다. 번호판 외각에서는 급격한 피크가 발생한다. 이러한 특성을 이용하여 외각 4개의 꼭지점을 구한다.
- 2 단계: 피크정보가 왜곡이나 잡음에 의해 흐려지는 경우에 단계 1과 같은 방법으로 외각 영역을 구하기 불 가능하다. 따라서 이러한 경우는 번호판 영역을 라인 스캔하여 그 정보를 중심으로 (그림 6)과 같이 4개의 좌표를 구한다.

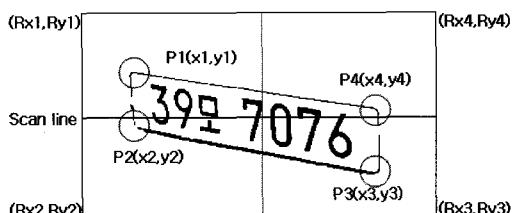


그림 6. 번호판의 좌표 생성
Fig. 6 Create the coordinates of vehicle license plate

4. 개별 문자 추출

카메라를 통해 추출된 실제계 영상은 언제나 왜곡을 포함하고 있으므로 정규화 과정이 필수적이다. 신규차량 번호판은 3차원 좌표계에 위치하며 카메라로 입력되는 경우 2차원 좌표계로 변환이 이루어진다.

4.1 번호판 영역의 정규화

(1) 문자 영역의 라벨링

번호판 정규화 작업을 위해서는 먼저 각 문자 부분을 라벨링함으로서 문자의 기울기 값을 구한다. 이 정보를 통해 다음 단계에서 수행하는 문자의 기울기를 분석과 정규화도 수행한다. 문자 부분의 첫 글자 "3" 위 지점과 마지막 글자 "6" 아래를 정의하여 $P1(X_1, Y_1)$, $P3(X_3, Y_3)$ 로 계산을 이용하기 위하여 문자 영상 부분에서 추출하게 된다(그림 7).

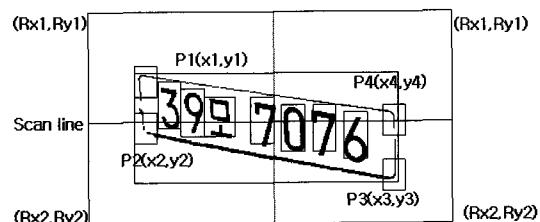


그림 7. 문자 영역 라벨링
Fig. 7 Labelling of character region

(2) 기울기 분석

입력되어진 자동차 번호판의 위치는 언제나 일정하지 않기 때문에 라벨링되어진 문자 영역을 이용해서 기울어진 문자를 X축과 평행하도록 일정한 위치로 보정해 주어야 한다. 위 단계에서 라벨링 되어진 영상에서 문자 영역값이 60에서 100사이의 값만을 가지고 중심 값을 구하여 첫 번째의 중심점(X_1, Y_1)과 마지막으로 나타내게 되는 중심점(X_2, Y_2)을 두 번째의 점으로 직선의 방정식을 구한다.

$$y = ax + b \quad \dots \dots \dots (1)$$

식 (1)에서 a 는 직선의 방정식에 대한 기울기가 되며, a 를 구하는 식은 다음과 같다.

$$a = \frac{(y_2 - y_1)}{(x_2 - x_1)} \quad \dots \dots \dots (2)$$

식 (2)를 이용하여 문자의 기울어진 각도를 구한다.

$$\tan^{-1} \left(\frac{b}{a} \right) = \theta \quad \dots \dots \dots (3)$$

식 (3)에서 구해진 radian값을 변환하면 다음과 같다.

$$\theta = a \times \frac{180}{\pi} \quad \dots \dots \dots \quad (4)$$

식(4)에서 구해진 값이 본 논문에서 구하고자 하는 문자의
기울기 각도가 된다.

(3) 영상 회전

3차원 물체의 공간상의 회전은 이동이나 확대, 혹은 축소보다 훨씬 복잡하다. x 축을 중심으로 회전시키기 위한 변환 매트리스를 R_x 라 하고, y 축을 중심으로 회전시키기 위한 변환 매트리스를 R_y 일 때, xy 평면에서 원점으로부터의 거리가 r 인 한 점 (x, y) 를 원점을 중심으로 회전시켰을 때 다음과 같은 식을 쓸 수 있다[1,2].

$$\begin{aligned} x^* &= \rho \cos(-\theta + \alpha) \\ &= \rho(\cos\theta \cos\alpha + \sin\theta \sin\alpha) \\ &= x \cos\theta + y \sin\theta \end{aligned} \quad \dots \dots \dots \quad (5)$$

$$\begin{aligned} y^* &= \rho \sin(-\theta + \alpha) \\ &= \rho(-\sin\theta \cos\alpha + \cos\theta \sin\alpha) \\ &= -x \sin\theta + y \cos\theta \end{aligned} \quad \dots \dots \dots \quad (6)$$

x 축에 대한 회전식은 식(7)과 같다.

$$[x' y' z' 1] = [x \ y \ z \ 1] \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ 0 & -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (7)$$

y 축에 대한 회전식은 식(8)과 같다.

식 (8)에 의해 x 축만을 중심으로 회전한다. 따라서 (그림 8)은 기울기 분석에 의한 정규화된 영상이다. 영상을 이동시키는 방법은 X 축과 Y 축을 수평 이동하는 방식을 사용했고, 입력되어진 타이어의 위치는 언제나 일정하지 않기 때문에 라벨링되어진 문자 영역을 이용해서 기울어진 문자

를 X축과 평행하도록 일정한 위치로 보정해 주어야 한다. 위 단계에서 라벨링 되어진 영상에서 문자 영역 값이 60에서 100사이의 값만을 가지고 중심 값을 구하여 첫 번째의 중심점(X_1, Y_1)과 마지막으로 나타나는 중심점(X_2, Y_2)을 두 번째의 점으로 직선의 방정식을 구하게 된다. 첫 번째 라벨된 영상에서 중심점(X_1, Y_1)을 중심으로 영상을 회전하게 된다. 이러한 회전은 위에서 기술한 바와 같이 직선의 방정식으로 구하여진 기울기, 즉 x축을 중심으로 기울어진 각도 만큼 회전하게 된다. 이러한 회전은 많은 연산이 필요로 한다. (그림 8)은 실세계 자동차번호판을 영상 인식을 위해 기울기를 이용하여 정규화한 영상이다.

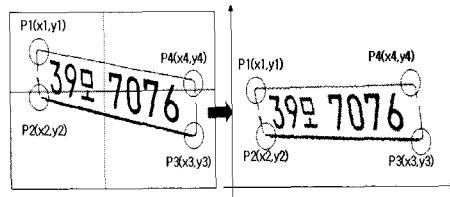


그림 8. 정규화 된 자동차 번호판
Fig. 8 Normalized vehicle license plate

(4) 프로젝션에 의한 개별문자 추출

한 라인(X축과 Y축의 좌표)을 중심으로 이진 영상에서 “1”인 화소의 개수를 가지고 막대그래프로 나타내는 것을 **프로젝션(projection)**이라 한다. 이러한 투영은 라벨링의 경우 한 화소로 연결될 때에는 하나의 라벨이라고 정의 하지만 이러한 라벨을 다른 라벨로 취급하고자 할 때 프로젝션을 험으로서 두 개의 클래스로 나눌 수 있다.



그림 9. 추출된 자동차 번호의 개별 문자
Fig. 9 Individual character of extracted vehicle license plate

III 신규자동차번 호판 인식 모듈

1. EE-MCBP에 모델

본 논문에 신규자동차 번호판 인식을 위해 적용하려는 MCBP모델은 퍼지 c-means 알고리즘의 퍼지 멤버십 등식

을 신경망[1,2]과 융합한 자율적인 자기조직화 신경망 모델의 기능과 역전파 다중 구조를 이용한 훈련된 번호판 인식기에 적용하고자 한다. 따라서 이 모델은 외부의 교사를 필요로 하지 않으며, 주어진 입력에 대한 클러스터의 수나 클러스터의 중심에 대한 사전 지식 없이 자율적으로 클러스터에 관한 정보를 제공하여 주므로 패턴분류와 패턴인식 등에 적합하며 좋은 결과를 보여주고 있다. FE-MCBP 모델에 쓰이는 MCBP 알고리즘은 분류상으로 자율적인 학습을 하며 연속적인 입력값을 처리할 수 있는 알고리즘으로서, 코호넨의 자기조직화 모델과 유사한 점이 있다. 그러나 코호넨 모델과는 많은 차이점이 있다. 본 논문에서 제안한 FE-MCBP모델은 (그림 10)에서 보는 바와 같이 입력벡터가 입력층으로 들어오고 거리층과 멤버십층에서 피드백 하면서 클러스터들의 정보를 제공하여 준다. 이 모델의 두드러진 장점은 자기조직화 기능이다. 이것은 입력의 클러스터 중심점 등에 관한 어떤 사전 정보도 없이 들어온 입력 서명에 대해 클러스터와 멤버십에 관한 정보를 제공한다.

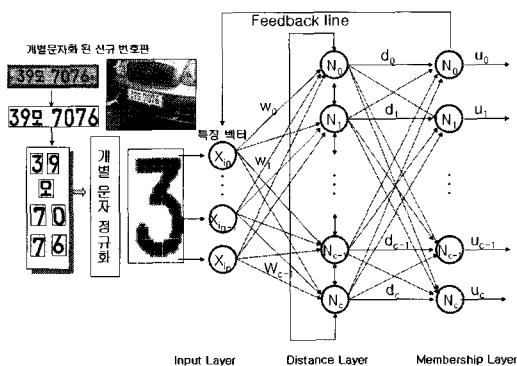


그림 10. FE-MCBP 모델
Fig. 10 Model of FE-MCBP

2. 학습 목표와 신뢰도 지수

본 논문에서 채택한 다중 인식기의 특징은 인식률 높이기 위해 인식기를 분리 했다는 점이다. 신형 자동차 번호판은 숫자 앞2자와 한글 1자 그리고 뒤 숫자 4개로 이루어졌다. 따라서 숫자를 인식하는 인식기의 경우 0~9 (10개)로 목표 값의 비트는 4개로 구성되어있고(표 1), 번호판 규정 규칙에 의한 한글 인식기는 한글의 경우 수가 24개로 이루어져 목표 값의 비트는 5개로 구성되어 있다(표 2). 기존 신경망 알고리즘의 경우 목표값은 비트의 조합에 의해 출력한다. 즉, 숫자의 경우 출력층(목표값)의 노드 수는 $\log_2 10 \leq n$ 규칙에 의해 4개 비트 조합이 필요하며, 한글

문자의 경우 출력층(목표값)의 노드 수는 $\log_2 23 \leq n$ 규칙에 의해 5개 비트 조합이 필요하다.

표 1. 숫자에 대한 비트 조합에 의한 목표값
Table 1. Target value by Bit combination for numeric

패턴	목표값	패턴	목표값	패턴	목표값	패턴	목표값
0	0000	3	0011	6	0110	9	1001
1	0001	4	0100	7	0111		
2	0010	5	0101	8	1000		

표 2. 문자에 대한 비트 조합에 의한 목표값
Table 2. Target value by bit combination for character

패턴	목표값	패턴	목표값	패턴	목표값	패턴	목표값
가	00000	너	00110	모	01100	바	10010
나	00001	러	00111	구	01101	사	10011
다	00010	머	01000	누	01110	사	10100
라	00011	고	01001	두	01111	아	10101
마	00100	도	01010	루	10000	자	10110
거	00101	로	01011	무	10001	허	10111

그러나 (표 1)과 같이 목표값을 비트 조합으로 정의할 때 오인식 처리할 경우가 발생한다. 즉, 테스트 데이터의 결과가 (표 2)와 같이 나타날 경우(문자 "러") 즉, 임계치를 0.75로 두었을 때, 신경망이 학습된 목표값에서 어느 하나의 유니트 결과가 0.75를 초과하게 되면, 예측이 불가능한 인식 결과를 출력하게 된다. 또한 이러한 인식 결과는 어떠한 경우라도 오인식 결과로 찾아 낼 방법이 없다. 예를 들면 결과 값이 00111로 인식되었다면 문자 "러"로 인식된다. 그러나 첫 번째 비트의 오류로 10111로 인식되면 "허"라는 문자로 오인식 하더라도 오인식 요소를 찾지 못한다. 이러한 단점을 해결하기 위해 본 논문에서 제안 방법은 다음과 같이 출력 유니트의 개수를 인식 문자의 개수와 함께 함으로서 인식된 결과가 학습 목표값과 일치하는지를 검색 할 수 있으며, 이로 인해 오인식 요소를 줄일 수 있다. 그러나 24개 수치 가운데 가장 큰 값은 0.9321이고 두 번째 큰 값은 0.3238이 된다. 이렇게 인식된 결과에 대한 신뢰도 측정을 하게 된다. 신뢰도 수식은 (식 9)와 같이 정의했다.

신뢰도 지수(Reliability Factor)

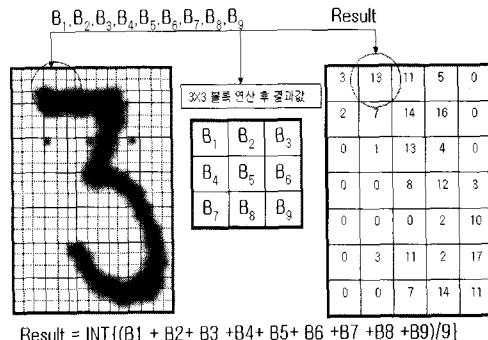
$$\begin{aligned} RF &= \frac{\text{MAX}(\text{bit_array}(i)) - 2\text{nd_MAX}(\text{bit_array}(i))}{\text{MAX}(\text{bit_array}(i))} \\ &= 1 - \frac{2\text{nd_MAX}(\text{bit_array}(i))}{\text{MAX}(\text{bit_array}(i))} \quad \dots \dots \dots \quad (9) \end{aligned}$$

따라서 FE-MCBP방에 의해 처리된 목표값을 나타내는 이진 배열에서 $\text{MAX}(\text{bit_array}(i))$ 은 0.9321이고 $2\text{nd_MAX}(\text{bit_array}(i))$ 는 0.3238 이므로 신뢰도 지수를 구하면 $(0.9321 - 0.3238)/0.9321 = 0.6634$ 이 된다. 따라서 본 논문에서는 RF의 값이 0.6이상이면 인식 결과의 신뢰성을 갖는 것으로 간주하여 인식 결과를 출력한다. 이 때 신뢰도 지수를 0.6으로 지정한 이유는 인식 결과의 비트 배열에서 가장 큰 $\text{MAX}(\text{bit_array}(i))$ 와 두 번째로 큰 $2\text{nd_MAX}(\text{bit_array}(i))$ 차에 대한 비율 값이다. 실제 FE-MCBP에 출력된 결과 가운데 최대값과 두 번째로 큰 값에 대한 신뢰도를 평가한 값이다. 대체적으로 신뢰도 지수가 0.6일 때 결과값을 믿을 수 있는 한계치로 설정했다.

3. 특징 벡터 추출

특징 벡터 추출은 주어진 패턴을 오류 없이 분류하기 위해 객체의 고유의 특징을 추출하여 특징벡터를 만드는 과정이며 특징의 선택에 따라 전체 인식률이 결정된다. 따라서 본 논문의 경우에는 신규 자동차 번호판의 경우 총 문자수가 7자 가운데 한글 한 자와 숫자는 앞 두 자와 한글 뒤 네 자 총 여섯 자로 구성되어 있는데, 이것들은 각각 표현될 수 있는 특징들이 다르므로 서로 다른 특징 추출 단계를 둔다.

숫자는 0에서 9까지 값을 갖는데, 1의 경우 프로젝션의 결과로 만들어진 블록의 크기의 X축, Y축 비율로도 숫자임을 알 수 있다. 숫자 인식을 위한 개별문자의 경우 번호판 영역으로부터 추출된 숫자의 크기를 21 X 15로 정규화한 후 3X3으로 마스킹 수행 후 그 결과 특징 배열을 7X5로 만든다.



$$\text{Result} = \text{INT}\{(B1 + B2 + B3 + B4 + B5 + B6 + B7 + B8 + B9)/9\}$$

그림 11 문자의 특징 벡터 추출
Fig. 11 Feature vector extract of character

IV. FE-MCBP 구현 및 성능 평가

1. FE-MCBP에 의한 차량번호판 인식 프로그램

FE-MCBP에 의한 신규 차량번호판 인식 프로그램의 개발을 위한 툴은 비쥬얼베이직 6.0을 사용하였으며, FE-MCBP 신경망개발은 비쥬얼 C++ 6.0을 사용하였다. 그리고 데이터베이스 툴은 오라클 데이터베이스 9.i를 사용하였다. 프로그램의 절차는 (그림 2)의 프로그램 구성도와 같은 순서에 의해 구현되었다.

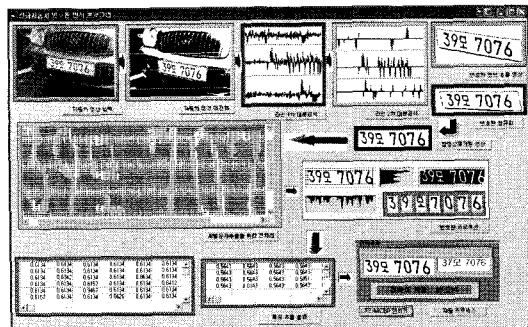


그림 12. FE-MCBP에 의한 신규차량번호판 인식시스템
Fig. 12 Recognition system of the new-type vehicle license plate by FE-MCBP

2. 실험 결과

본 논문은 여러 각도에서 얻어진 신규자동차 번호판 영상을 인식하여 텍스트 문자로 전환하는 것을 목표로 설계된 시스템과 성능을 비교하였다. 성능평가에 사용된 신규 자동

차 번호판 자동차 영상은 총 178대이며, 모두 주차중인 자동차를 디지털 카메라를 통해 획득했다. 성능평가는 번호판 영역을 추출하고 이를 정규화하여 개별문자를 추출하는데 까지 걸리는 시간을 비교하였고 아울러 최종 FE-MCBP를 이용한 인식률도 비교하였다.

표 3. 전체 실험 결과
Table. 3 Result of all tests

분야	단계	성공차량수/ 실험차량수	처리시간 (초)	부분성공 (%)	최종성공 (%)
영상 전처리		178/178	0.2	100	100
번호판영역추출		174/178	1.2	97.8	97.8
개별문자추출		166/174	0.8	95.4	93.2
문자인식		158/166	0.2	95.2	88.8
최종 결과		158/178	2.4	88.8	88.8

따라서〈표 3〉과 같이 차량1대의 번호판 영상획득에서 인식단계까지 소요되는 총시간은 2.4초가 소요되며, 아울러 본 연구는 차량 번호판이 30도 이내에 기울어진 경우나, 카메라의 위치가 차량의 정면에서 벗어난 경우에도 정규화 과정에서 영상변환을 사용함으로서 인식할 수 있었다. 또한 번호판 영역이 크게 얹어질수록 인식률이 높은 것으로 나타났으며, 〈표 5〉와 같이 기존 역전파 인식기로 인식했을 경우에 비해 본 논문에서 제안한 FE-MCBP에 의한 인식 방법이 빠르고 인식률도 좋은 것으로 나타났다.

표 4. 성능비교분석표
Table. 4 Analysis of performance comparison

분야	단계	성공차량수 / 실험차량수	처리시간 (초)	인식성공률 (%)	인식실패수 (수)
역전파인식기		142/166	1.8	85.5	24
FE-MCBP		158/166	0.2	95.2	8

3. 기대효과

본 연구는 신규 자동차 번호판 인식을 위해 먼저 영상 전처리 과정을 통해 번호판 영역을 추출할 수 있다. 이때 기울어진 문자의 경우는 기울기 분석을 통해 번호판을 정규화 하였다. 이를 통해 문자 영역을 추출하여 개별문자를 추출하였다. 개별문자는 특징 기반의 다층연결 인식기인 FE-MCBP를 이용하여 신규 자동차 번호판을 인식하였다. 이러한 연구 결과로 다음과 같은 기대효과를 얻을 수 있었다. 첫째, 기울어진 문자 영상은 기울기 분석을 통해 정규화할 수 있었고, 둘째, 훈련된 번호판의 경우도 인식이 가능한 것으로 연구결

과 나타났으며,셋째, 차량 번호판처럼 한글과 숫자가 혼용된 문자열을 인식할 때는 문자의 특징을 기반으로 하는 인식기가 매우 우수한 것으로 입증되었다. 이러한 기술을 통해 도면이나 지도등을 스캐너로 얻어진 영상 대한 백터라이징이 가능하고, 고속으로 생산되는 제품군의 자동 분류나 인간의 시각 기능의 한계를 극복할 수 있는 공정에 적용 가능하며, 타이어 각인문자 인식에도 많은 도움이 되리라 전망한다.

IV. 결론

본 연구는 한글과 숫자가 결합된 문자열 인식에 강한 특징 기반의 다층연결 인식기인 FE-MCBP를 제안하여, 신규 자동차 번호판 인식에 관한 내용이다. 이를 위해 기울어진 번호판 영상을 정규화하기 위하여 직선 성분 검출 및 병합을 사용한 것과 추출된 개별문자 인식에 문자의 특징을 이용하여 특징기반 다층연결인식기를 적용하는 것이 본 논문의 특징이다. 시스템 운영 면에서 볼 때 신규차량번호판 인식 시스템은 카메라의 위치가 반드시 정면일 필요가 없고, 또한 번호판 영역이 기울어짐을 허용하므로 필요한 때에 어디든지 설치가 가능하다. 그러므로 고정적으로 설치된 인식기에 비스듬하게 획득된 번호판 영상이나, 훈련된 번호판의 경우도 인식이 가능한 것으로 연구결과 나타났으며, 특히 차량 번호판처럼 한글과 숫자가 혼용된 문자열을 인식할 때는 문자의 특징을 기반으로 하는 인식기가 기존 역전파 인식기에 비해 우수한 것으로 입증되었다.

참고문헌

- [1] 구건서, “서명검증을 위한 특징기반의 FE-SONN,” 한국컴퓨터정보학회논문지 제10권 6호, pp. 94-101, 2005.
- [2] 구건서, “각인 문자 인식을 위한 특징 기반의 다중 연계 다층 인식기,” 博士學位論文, 1997.
- [3] 이현창, “자동차 번호판 영상에서 효율적인 번호판 영역 검출 시스템의 설계 및 개발,” 한국컴퓨터정보학회 논문지 제10권 5호, pp. 87-93, 2005.
- [4] 이승우, “여러각도에서 얻어진 자동차 영상으로부터의 자동차 번호판 인식,” 숭실대학교 대학원 석사논문, 1995.
- [5] 이진배, “조명과 기울기에 강한 차량번호판 인식에 관한 연구,” 숭실대학교 대학원 석사논문, 1995.

- [6] 장대근, 전병태, “카메라 문서 영상의 이진화 및 기울어짐 보정 방법,” *한국컴퓨터정보학회논문지* 제10권 3호, pp. 143-150, 2005.
- [7] 한상훈, 이강호, “연속 영상 분석에 의한 다중 차량 검출 방법의 연구,” *한국컴퓨터정보학회논문지* 제8권 2호, pp. 37-43, 2003.
- [8] 장재혁, “신경회로망과 기억이론에 기반한 한글영상 인식과 복원,” *한국컴퓨터정보학회논문지* 제 10권 4호, pp. 17-27, 2005.
- [9] Gun-Seo Koo, “MCBP Neural Network for Efficient Recognition of Tire Classification Code,” *JCSC*, Vol. 7, No.4, pp. 361-371. 1997.
- [10] Mei Yu and Yong Deak Kim, “An Approach to Korean License Plate Recognition Based on Vertical Edge Matching,” *IEEE International Conference*, vol. 4, pp. 2975-2980, 2000.

제자 소개



구건서

1997년 숭실대학교 대학원, 공학박사
 1996년~1997년 교육방송(EBS) “
 컴퓨터는 즐겁다” 진행자
 1999년~2000년 대통령정보학자문
 기구, 21세기 지식정보화
 추진위 실무 위원
 2002년~2006년 중구 지역정보교
 육센터 소장
 1993년~현재 숭의여자대학 인터넷
 정보학과 교수
 관심분야 : 영상처리, 문자인식, 전
 자상거래, 인터넷 응용