

개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용한 차량 번호판 인식

Licence Plate Recognition Using Improved IAFC Fuzzy Neural Network

이시현^{**} · 최시영^{***} · 이세열^{****} · 김용수^{**}

Si-Hyun Lee*, Si-Young Choi***, Se-Yul Lee**** and Yong-Soo Kim**

* 대전대학교 컴퓨터공학과

** 고려대학교 컴퓨터전파통신공학과

*** 아이뉴정보통신

**** 청운대학교 컴퓨터학과

요약

본 논문에서는 입력된 차량영상에서 번호판을 추출하고 인식하는 시스템을 제안하였다. 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 사용하여 자동차 번호판의 후보영역을 추출하고, 형태학적 필터를 사용하여 잡음을 제거하였다. 추출한 자동차 번호판을 정형화하기 위하여 허프 변환과 기하학적 변환을 사용하였다. 투영기법을 사용하여 분리한 숫자를 오류역전파 신경회로망을 사용하여 인식하였다.

키워드 : 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망, 허프 변환, 기하학적 변환, 번호판 영역 추출, 오류역전파 신경회로망

Abstract

In this paper, we propose a system that extracts licence plate and recognizes numerals in the licence plate. The candidate area of licence plate is extracted using the improved IAFC(Integrated Adaptive Fuzzy Clustering) fuzzy neural network. And the morphological filters are used to reduce noise from the extracted licence plate. The extracted licence plate is standardized using Hough transform and geometric transform. Backpropagation neural network is used to recognize numerals that are separated using the projection technique.

Key Words : Improved IAFC Fuzzy Neural Network, Hough Transform, Geometric Transform, Licence Plate Extraction, Backpropagation Neural Network

1. 서 론

차량의 번호판 인식은 현재 상용화되고 있는 기술이기도 하지만 그에 대한 연구 또한 꾸준히 이루어지고 있는 분야이다. 현재 무인 주차관리 시스템, 불법 주차 차량 적발 시스템 등 차량의 정보가 필요한 분야에 사용되고 있다.

차량의 번호판을 인식하기 위해서는 번호판 영역을 추출하고, 번호판으로부터 추출된 번호들을 인식하는 과정으로 크게 나눌 수 있다[1]. 번호판 영역을 추출하는 방법은 크게 그레이 및 이진 영상을 이용하는 방법과 칼라 색상을 이용하는 방법이 있다. 그레이 및 이진 영상의 경우에는 번호판 영역의 문자와 배경 사이의 밝기 변동 폭이 크고, 변동 횟수도 다른 영역보다 많다는 특징을 이용한 방법이 있다[2]. 차량 전면부에는 수직선이 번호판 테두리 외에는 거의 없다

는 특징을 이용해 에지 검출 후 허프 변환을 이용하는 방법[3]이 있고, 수평/수직 에지 방식을 이용하는 방법[4] 등이 있다. 칼라 색상을 이용하는 방법[5]에는 HSI 색상 모델을 이용하는 방법[6], YCbCr 색상 모델을 이용하는 방법[7]이 있다. 그러나 색상 모델을 사용해서 번호판 영역을 추출하는 방법에서 배경영역과 번호판 후보 영역을 분류하는 적절한 임계점을 찾는 것은 쉽지 않다. 히스토그램을 기반으로 임계점을 찾거나 통계적 처리를 이용하여 임계점을 찾는 방법이 고려될 수 있으나 복잡성과 많은 데이터의 처리 시간이 요구된다.

번호판을 인식하는 방법에는 원형 정합 방법, 구문론적 방법, 신경망을 이용한 방법 등이 있다. 원형정합방법은 기하학적 정합 방법을 개선시킨 방법으로서, 표준 패턴에 입력된 영상을 접합시켜 문자를 인식시킨다[8]. 구문론적인 방법은 문자 특징간의 상호 연결성 정보와 같은 구조적 정보를 이용한다[9]. 신경망을 이용한 방법은 유형을 분류한 후 자소 성분을 추출하는 대신 자소의 영역을 나누어 신경망의 입력으로 사용한다. 신경망을 이용한 인식 방법에는 문자 영상의 화소 값을 그대로 입력 패턴으로 사용하는 방법[10]과 문자 영상으로부터 특징을 추출하여 사용하는 특징 추출 방법[11]이 있다.

본 논문에서는 앞서 언급했던 칼라 모델 중에서 YCbCb

접수일자 : 2008년 11월 1일

완료일자 : 2009년 1월 17일

+ 교신저자

이 논문은 2008년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로
한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임
(KRF-2008-314-D00376)

색상 모델의 Cb, Cr 값을 사용하여 영상에서 번호판 영역과 배경영역을 분류하는데 중점을 두고 퍼지 신경회로망인 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망[12]을 사용하여 번호판 영역을 추출하는 기법을 제안하고, 이를 이용하여 자동차 번호판을 인식하는 방법을 제안한다. 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망은 기존에 연구된 색상 모델의 문제점인 임계값 설정의 문제를 해결하며, 실시간 처리가 요구되는 상황에서도 많은 데이터 처리가 요구되지 않는 장점이 있다. 또한, 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용한 추출 방법은 학습을 통해 입력 영상에서 원하는 영역을 정해서 추출할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 그리고 번호판 인식으로 신경망을 이용한 인식 방법 중 화소 값을 사용하여 번호판 인식을 하였는데 이 방법은 특징을 추출하는 시간이 소모되지 않음으로써 처리 시간이 적게 든다.

2. 자동차 번호판 인식 과정

본 논문에서는 그림 1과 같이 차량 번호판 인식 시스템을 제안한다. 획득한 24Bit 컬러 이미지를 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용하여 번호판의 후보영역을 추출하였다. 추출된 영상은 잡음 제거를 위해 Opening과 같은 형태학적 필터와 Blob Coloring 기법을 이용하였다. 추출된 번호판 영역은 허프 변환을 사용하여 번호판 영역의 직선을 구하고, 기하학적 변환을 사용하여 정형화된 번호판 영상을 얻었다. 이렇게 얻어진 번호판 영상은 이진화를 거친 후 투영 기법을 사용하여 숫자 및 문자 영역을 구분하여 추출하였다. 추출된 숫자는 오류역전파 신경회로망으로 인식하였다.

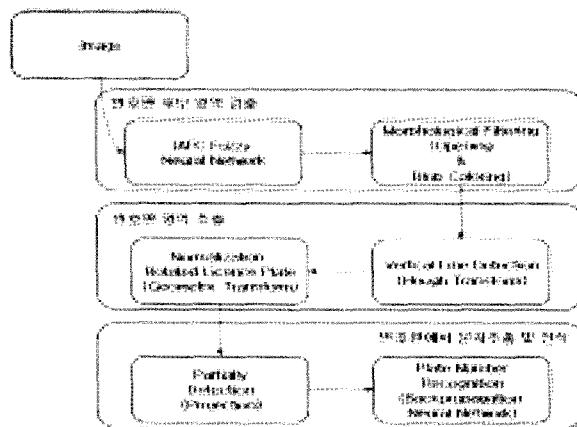


그림 1. 차량 번호판 인식 시스템.
Fig 1. Licence plate recognition system.

3. 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망

신경망이 클러스터링 문제를 효율적으로 해결할 수 있다는 것은 잘 알려진 사실이다. 그러나 많은 신경망들의 실제 응용에 있어 초기에 클러스터 개수와 연결강도의 값을 초기화하는데 많은 어려움을 겪고 있으며, 데이터에 따라서는 선정한 연결강도의 초기값이 적절하지 않아 under-utilization 문제가 발생한다. 이 문제는 클러스터의 개수를 원하는 값으로 초기화 하였으나 실제 클러스터링한 결과 원

하는 개수의 클러스터보다 적게 클러스터가 형성되는 문제이다. 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망은 이러한 under-utilization 문제를 해결하였다. 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망은 클러스터의 크기와 개수를 임계 파라미터(Vigilance Parameter) τ 로 조절한다 [12].

데이터가 주어졌을 때 출력 뉴런들은 상호 경쟁을 하게 되며, 데이터와 출력 뉴런의 대표값 사이의 유클리디안 거리가 제일 작은 출력 뉴런이 승리한다.

$$I = \min_i \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i \| \quad (1)$$

승자를 결정한 후에 선택된 I번째 출력 뉴런의 대표값과 데이터 사이의 유사도에 대한 임계 테스트를 식(2)를 사용하여 한다.

$$e^{-\gamma u_I} \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_I \| \leq \tau \quad (2)$$

여기서, \mathbf{x} =입력 데이터, \mathbf{v}_I =I번째 출력 뉴런의 대표값, τ =vigilance parameter, γ =클러스터의 경계선을 조절하는 상수($\gamma=1$). 그리고 u_i 는 다음과 같이 정의된다.

$$u_i = \frac{\left[\frac{1}{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i \|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{1}{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_j \|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}} \quad (3)$$

여기서, c 는 현재 존재하는 클러스터 개수, m 은 퍼지성을 조절하는 상수($m=2$)이다.

선정된 출력 뉴런이 위의 기준을 만족하면, 모든 출력 뉴런의 연결강도를 조절한다.

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_i(t+1) &= \mathbf{v}_i(t) + f(t) \times \lambda_{fuzzy} (\mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t)) \\ &\text{for all } i, \\ f(t) &= \frac{1}{k(t-1) + 1} \\ \lambda_{fuzzy} &= u_i^2 \cdot \Pi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_i(t), \tau) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 k 는 상수이고, t 는 반복 횟수이다.

$\Pi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_i(t), \tau)$ 은 아래와 같이 정의된다.

$$\Pi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_i(t), \tau) = \begin{cases} 1 - 2 \left(\frac{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \|}{\tau} \right)^2, & \text{when } 0 \leq \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \| \leq \frac{\tau}{2} \\ 2 \left(1 - \frac{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \|}{\tau} \right)^2, & \text{when } \frac{\tau}{2} \leq \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \| \leq \tau \\ 0, & \text{when } \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \| \geq \tau \end{cases} \quad (5)$$

4. 색상을 이용한 자동차 번호판 후보 영역 추출과 번호판 검증

4.1 자동차 번호판 후보 영역 추출 [13, 14]

차량 번호판은 여러 가지 모델이 있지만 본 논문에서는 3차 버전의 자동차 번호판에 대해서 적용하였다. 자동차 번호판의 후보영역을 추출하는 방법은 15개의 번호판 색상과 비슷한 훈련영상들을 사용하여 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망에 학습시키고[13, 14], τ 값을 조정하여 영상을 번호판 영역과 배경영역으로 나눈다[그림 2]. 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 사용하여 영상에서 번호판 영역을 추출하는 문제를 두 개의 클러스터로 분류하는 문제로 보고 번호판 영역과 배경 영역의 C_b , C_r 의 대표 값들을 추출해내고, 추출한 C_b 와 C_r 의 대표 값들을 식(6)과 같이 사용하여 번호판 영역을 추출한다. 그림 3은 원 영상의 그레이 영상이고, 그림 4는 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 사용하여 번호판 후보 영역을 추출한 결과이다.

$$\begin{aligned} \sqrt{(C_{b_{\text{Input}}} - C_{b_1})^2 + (C_{r_{\text{Input}}} - C_{r_1})^2} \geq \\ \sqrt{(C_{b_{\text{Input}}} - C_{b_2})^2 + (C_{r_{\text{Input}}} - C_{r_2})^2}, \end{aligned} \quad (6)$$

여기서 입력 C_b , C_r 값과 클러스터 1의 대표 값과의 유클리디안 거리와 입력 C_b , C_r 값과 클러스터 2의 대표 값의 유클리디안 거리를 비교해 작은 쪽 클러스터에 입력 데이터가 포함된다.

4.2 잡음제거

그림 4를 보면 번호판 영역 이외에도 잡음 성분이 많이 있음을 알 수 있다. 이런 잡음을 제거하기 위해서 Opening 같은 형태학적 필터[15]를 사용하여 작은 잡음을 먼저 제거해준 후 Blob Coloring 알고리즘으로 나머지 잡음을 제거하였다[16].

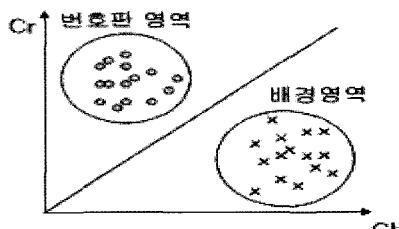


그림 2. 번호판영역과 배경영역의 클러스터.

Fig 2. Clusters of area of licence plate and area of background.

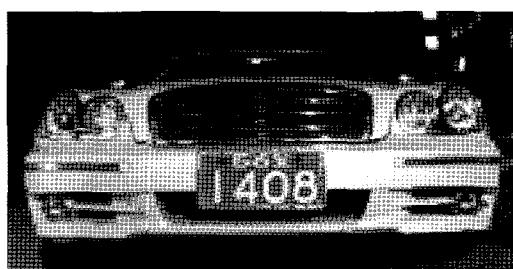


그림 3. 원영상의 Gray 영상.

Fig 3. Gray image of original image.

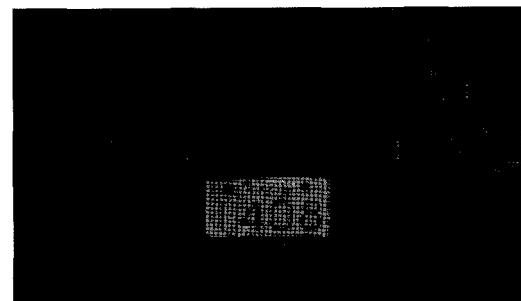


그림 4. 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용한 차량의 번호판 후보영역 추출.

Fig 4. Extraction of candidate area of licence plate using the improved IAFC fuzzy neural network.

Blob Coloring 알고리즘은 영상을 분할된 영역으로 나누어 이들 영역에서 서로 이웃하고 있는 것끼리 모아 하나의 영역으로 병합하는 방법이다. Blob Coloring 알고리즘을 사용하면 병합된 영역들의 면적을 알 수 있는데 이 면적을 이용하여 번호판 크기보다 작은 면적을 가진 병합된 영역들을 제거하였다. 그림 5는 Blob Coloring 알고리즘으로 잡음을 제거한 후 이진화를 적용한 결과영상이다.

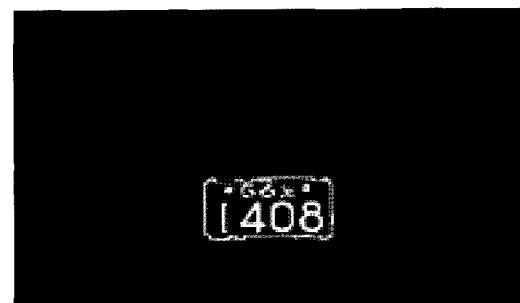


그림 5. blob coloring 알고리즘 적용 후 이진화한 영상.

Fig 5. Binarized image after applying blob coloring algorithm.

5. 허프 변환과 기하학적 변환을 이용한 자동차 번호판의 정형화

5.1 허프 변환

허프 변환은 입력 영상에서 번호판 외각의 직선들을 검출하는데 사용된다[15]. 직선의 방정식 $y = ax + b$ 를 $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$ 로 변환하여 다시 역변환 한다. x, y 평면에서 직선상의 점들은 극좌표에서는 그림 6과 같이 곡선으로 표시된다. 즉, x, y 평면에서 모든 점들을 원하는 각도를 이용하여 극좌표로 변환시키면 한 직선상에 있는 점들은 극좌표에서 한 점에 모이게 된다. 이를 이용하여 직선을 검출한다. 여기서는 세로선만을 추출하였다. 그림 7은 허프 변환을 이용하여 번호판 외각의 세로선을 검출한 결과이다.

5.2 기하학적 변환

허프 변환으로 번호판의 세로선을 검출하면 이 선들을 바탕으로 번호판 영역의 꼭지점들을 구할 수 있다. P1, P2, P3, P4의 꼭지점을 가지는 사각형 형태의 번호판 영상을

88x176 크기의 영상으로 기하학적 변환을 하였다[17].

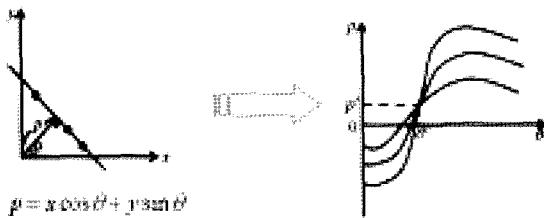


그림 6. θ, ρ 평면에서 한 직선상의 점들.

Fig 6. Points on the line in the θ, ρ plane.



그림 7. 허프 변환을 적용하여 번호판의 세로선을 추출한 결과 영상.

Fig 7. Output image of the vertical line of the extracted licence plate using Hough transform.

$$\begin{cases} X(x, y) = k_1x + k_2y + k_3xy + k_4 = \hat{x} \\ Y(x, y) = k_5x + k_6y + k_7xy + k_8 = \hat{y} \end{cases} \quad (7)$$

식 (7)은 기하학적 변환에 대한 수식이다. 식의 (\hat{x}, \hat{y}) 에 $(0,0), (176,0), (0,88), (176,88)$ 을 각각 대입하고 X, Y 합수의 입력에 각각 P_1, P_2, P_3, P_4 의 x, y 좌표를 대입하여 방정식을 풀면 $k_1 \sim k_8$ 의 값을 구해낼 수 있다. 이렇게 구해진 $k_1 \sim k_8$ 의 값을 이용해 목표영상의 (x, y) 에 대입되어야 할 값이 원본영상의 어디에 위치하는 픽셀인지 계산할 수가 있고, 그 픽셀의 값을 참조함으로써 왜곡된 번호판 영상을 정형화된 영상으로 변형시킬 수 있다(그림 8).

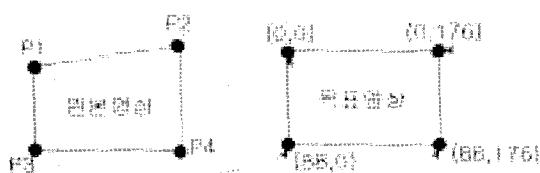


그림 8. 왜곡된 형태를 가진 사각형의 기하학적 변환.

Fig 8. Geometric transformation of a distorted quadrilateral region in an image.

6. 투영 기법과 오류역전파 신경회로망을 이용한 번호판의 인식

번호판을 인식하기 전에 정형화된 번호판 영상의 숫자

및 문자들을 구분해 주어야 한다. 숫자 및 문자 영역들은 투영 기법을 사용하여 구분했고, 구분된 숫자들은 오류역전파 신경회로망을 사용하여 인식하였다.

6.1 투영 기법

정형화된 번호판 영상은 투영 기법을 통하여 숫자 및 문자 영역들을 구분해 준다. 먼저 가로 투영을 통하여 상단과 하단 영역을 구분하고, 세로 투영을 통해 상단과 하단의 숫자 및 문자들을 구분한다. 그림 9는 투영 기법의 흐름을 나타내고 있다.

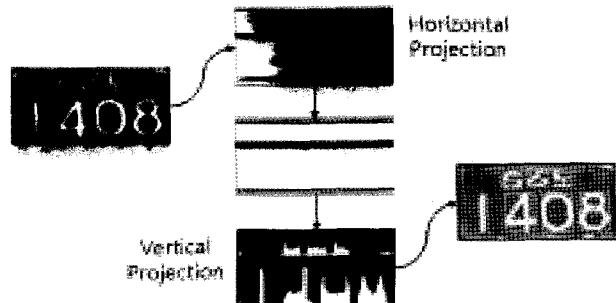


그림 9. 투영 기법의 흐름도.
Fig 9. Flowchart of projection technique.

6.2 오류역전파 신경회로망

오류역전파 신경회로망은 다층이고, 학습 방법은 지도학습(Supervised Learning)을 사용하고 있다[18]. 학습 과정은 입력이 신경망의 가중치(Weight)와 곱하고 더하는 과정을 반복하여 나온 출력 값과 주어진 출력 값의 오차를 계산한다. 이 오차를 이용하여 출력층의 가중치를 조절하고, 그 다음 은닉층의 가중치를 조절하면서 오차율을 최소화 시키는 방법으로 학습이 진행된다. 오차의 전달방향은 신경망의 처리방향과는 달리 역전파 된다. 즉, 신경망의 처리방향은 입력층 \rightarrow 은닉층 \rightarrow 출력층 방향으로 진행되며 가중치의 조절계산은 출력층 \rightarrow 은닉층 방향으로 진행된다.

학습이 경과함에 따라 오차율은 점차 감소하고, 일정한 임계값에 도달하면 학습을 중단하도록 한다. 학습이 끝난 후 계산된 출력 노드 중 최고값은 1로 지정하고 그 외의 값은 -1로 지정하여, 그 출력 노드가 대표하는 부류를 인식 결과로 출력한다. 본 논문에서는 초기 신경망의 가중치 값을 -0.5와 0.5 사이의 값으로 무작위로 지정하였으며, 추출된 각 숫자영역의 이진 데이터 64(8x8)를 신경망의 입력으로 사용하였고, 13개의 은닉층을 사용하였다.

7. 실험 결과

본 논문에서 실험에 사용된 영상은 총 55개이고, 번호판이 영상의 중심에 있지 않아도 번호판 영역이 검출되었으며, 대부분의 영상에서 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 이용하여 번호판 영역을 추출할 수 있었다. 이렇게 추출된 영상에 상기한 영상 처리 기법들을 적용한 후 개별 문자 분리에 성공한 영상에서 하단부의 등록번호인 숫자(1~9)를 추출하여 3가지의 실험으로 나누어 인식과정을 수행하였다[표 1]. 표 1의 실험환경 1은 55개의 영상 중 43개의 영상에서 획득한 학습 샘플 172개를 가지고 55개의 영상에 대해 인식

하는 실험을 하였다. 실험환경 2는 실험환경 1과 동일하게 학습 샘플을 획득하였으나 실험환경 1과는 다르게 학습 샘플을 획득하지 않은 12개의 영상에서 인식하는 실험을 하였다. 실험환경 3은 실험환경 1에서 획득한 172개의 샘플에서 각각의 숫자 샘플 4개씩을 사용하여 실험환경 2와 동일하게 인식하는 실험을 하였다. 실험에서 출력오차의 임계값은 0.025로 하였다.

표 1. 학습에 사용된 숫자의 개수와 인식에 사용된 자동차 영상 개수.

Table 1. Number of numerals used for training and number of car images used for recognition.

	학습에 사용된 숫자 수	인식에 사용된 자동차 영상 개수
실험환경 1.	172개 (55개의 영상 중 43개 영상에서 추출)	55개
실험환경 2.	172개 (55개의 영상 중 43개 영상에서 추출)	12개
실험환경 3.	40개 (실험환경 1과 동일한 샘플에서 각각의 숫자를 임의로 4개씩 추출)	12개

아래 표들(표 2, 표 3, 표 4)은 위 표 1에 대한 각각의 실험에 대한 결과이다. 각각의 실험들 모두 학습률이 증가함에 따라 학습 횟수가 감소되는 것을 알 수 있었다. 표 2 실험환경 1의 학습률에 따른 인식률에서는 학습률을 0.2로 하여 학습했을 때 인식률이 가장 좋음을 알 수 있었고, 표 3, 표 4의 실험환경 2, 3에서는 학습률에 따른 인식률이 크게 차이가 없음을 알 수 있었다. 또한, 학습에 사용한 숫자를 추출한 영상을 인식에 포함시킬 때 인식률이 좋음을 알 수 있었다. 그림 10은 표 1, 표 2, 표 3에 대한 각각의 학습률이 0.2일 때 인식률을 나타낸 그림이고, 그림 11, 12도 마찬가지로 학습률이 0.5, 0.7일 때 인식률을 나타낸 그림이다. 표와 그림에서 보듯이 실험환경 1에서 가장 높은 인식률을 얻을 수 있었고 그 중에서도 0.2일 때 가장 높은 인식률이 나타났다.

표 2. 실험환경 1의 학습률에 따른 인식률.

Table 2. Recognition rate depending on learning rate for experiment 1.

학습률	학습 횟수	인식률(%)
0.01	2897	96.36
0.1	341	94.55
0.2	128	98.18
0.3	91	96.36
0.4	58	96.36
0.5	61	94.55
0.6	44	94.55
0.7	55	94.55
0.8	42	92.73
0.9	26	92.73
1.0	27	94.55

표 3. 실험환경 2의 학습률에 따른 인식률.

Table 3. Recognition rate depending on learning rate for experiment 2.

학습률	학습 횟수	인식률(%)
0.01	2897	91.67
0.1	341	91.67
0.2	128	91.67
0.3	91	91.67
0.4	58	91.67
0.5	61	91.67
0.6	44	91.67
0.7	55	91.67
0.8	42	91.67
0.9	26	91.67
1.0	27	91.67

표 4. 실험환경 3의 학습률에 따른 인식률.

Table 4. Recognition rate depending on learning rate for experiment 3.

학습률	학습 횟수	인식률(%)
0.01	7722	83.33
0.1	959	91.67
0.2	492	91.67
0.3	426	91.67
0.4	282	91.67
0.5	164	91.67
0.6	206	83.33
0.7	190	83.33
0.8	168	91.67
0.9	114	91.67
1.0	85	91.67

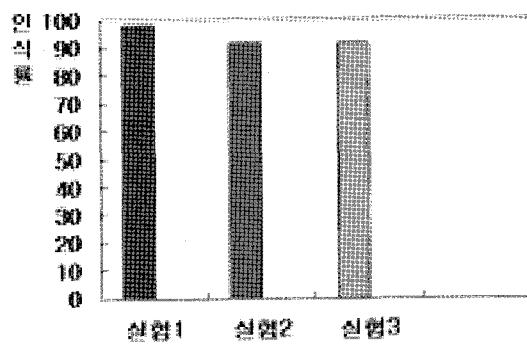


그림 10. 학습률이 0.2일 때 각각의 실험의 인식률.

Fig 10. Recognition rate of each experiment when the learning rate is 0.2.

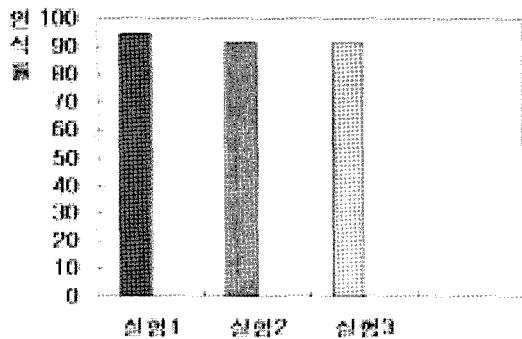


그림 11. 학습률이 0.5일 때 각각의 실험의 인식률.

Fig 11. Recognition rate of each experiment when the learning rate is 0.5.

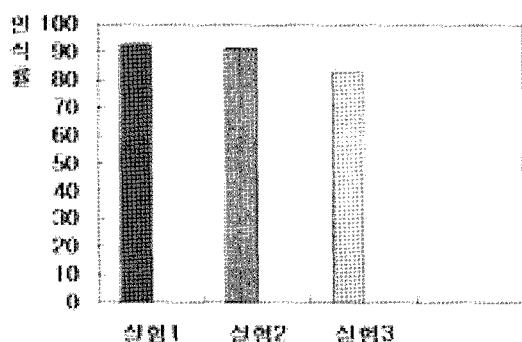


그림 12. 학습률이 0.7일 때 각각의 실험의 인식률.

Fig 12. Recognition rate of each experiment when the learning rate is 0.7.

8. 결 론

본 논문에서는 번호판 영역을 추출하기 위해 개선된 IAFC 퍼지 신경회로망을 사용한 방법을 제시하였다. 추출한 번호판 영역으로부터 허프 변환과 기하학적 변환을 이용하여 번호판 영상을 획득할 수 있었으며, 투영 기법을 통해 번호판 영상에서 개별 문자 및 숫자들을 분리 및 추출하였다. 투영 기법을 통해 분리된 개별 숫자들은 오류역전파 알고리즘을 통하여 최종 인식을 하였다.

IAFC 퍼지 신경회로망을 사용한 번호판 영역 추출은 번호판 영역이 영상의 가운데 위치하지 않아도 번호판 영역을 검출할 수 있었고, 또 대부분의 영상에서 번호판 영역을 검출할 수 있었다.

투영 기법을 사용하여 추출한 숫자들을 오류역전파 신경회로망을 사용하여 인식한 결과 우수한 인식률을 얻었다.

참 고 문 헌

- [1] 송영준, 안재형, 김남, “자동차 번호판 인식 기술 동향”, 주간기술동향, 제 1246호, pp. 13-21, 2006.
- [2] 김광백, 이상용, “다수 차량의 번호판 추출”, 한국 퍼지 및 지능시스템학회 2005년도 추계학술대회 학술발표논문집, 제 15권, 제 2호, pp. 550-554, 2005.
- [3] 김태철, 이순성, 예수영, 남기곤, 주재홍, “허프 변환과 역전파 신경회로망을 이용한 차량의 신번호판 인식에 관한 연구”, 대한전자공학회 한국통신학회 부산·경남지부 추계 협동 학술논문발표회 논문집, 제 14권 1호, pp. 61-64, 2005.
- [4] 임은경, 김광백, “형태학적 정보와 개선된 신경망을 이용한 차량의 번호판 인식” 한국퍼지 및 지능시스템학회 2004년도 춘계학술대회 학술발표논문집, 제 14권 제 1호, pp. 192-197, 2004.
- [5] 이운석, 김희승, “HSI 컬러 모델에 기반한 자동차 번호판 영역 검출”, 한국정보과학회 가을 학술발표 논문집, 제 26권 제 2호, pp. 524-526, 1999.
- [6] 김광백, 김영주, “명암도 변화 및 HSI 정보와 개선된 ART2 알고리즘을 이용한 차량 번호판 인식”, 한국 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 제 11권, 제 5호, pp. 379-387, 2001.
- [7] 문성원, 장언동, 송영준, “기울어진 차량 번호판 영역의 검출”, 한국콘텐츠학회논문지, 제 4권 3호, pp. 125-130, 2004.
- [8] T. Natio, “License plate recognition method for inclined plates outdoors,” *Proc. Information Intelligence and Systems*, 1996, pp. 841-851.
- [9] C. Coetzee, “PC based number plate recognition system,” *Proc. ISIE*, Vol 2. 1998, pp. 605-610.
- [10] 조보호, 정성환, “ART2 신경회로망을 이용한 차량 번호판 문자 인식”, 한국정보과학회 가을 논문지, 제 24권, 제 2호, 1997, pp. 455-458.
- [11] 권재욱, 조성배, 김지형, “계층적 신경망을 이용한 다중 크기의 다중 활자체 한글 문서 인식”, 한국정보과학회지, 제 19권, 제 1호, 1992, pp. 69-79.
- [12] 김용수, 함창현, 백용선, “Underutilization 문제를 해결한 퍼지 신경회로망 모델”, 한국 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 제 1권 제 4호, pp. 354-357, 2001.
- [13] 정승원, “IAFC 퍼지 신경회로망을 이용한 칼라 물체 추출 기법,” 대전대학교 대학원 공학석사학위논문, 2007.
- [14] 김용수, 정승원, “퍼지 신경회로망을 이용한 칼라 물체 추출”, 한국 퍼지 및 지능 시스템학회 논문지, 제 17권 제 2호, pp. 226-231, 2007.
- [15] 하영호 외 공역, 디지털 영상처리, 도서출판 그린, 2004.
- [16] 임우현, 김진철, 박성미, 이배호, “블럽 컬러링을 이용한 CT영상에서 간 영역 자동 추출”, 한국정보과학회 가을 학술발표논문집, 제 31권 2호, pp. 760-762, 2004.
- [17] 정호영, 김하영, 윤희주, 차의영, “개선된 허프 변환을 이용한 기울어진 자동차 번호판의 정형화 기법”, 한국정보처리학회 추계학술발표대회 논문집, 제 11권 2호, pp. 907-910, 2004.
- [18] 박성대, “역전파 신경회로망을 이용한 차량 번호판 인식에 관한 연구”, 동의대학교 대학원 공학석사학위논문, 2004.

저자 소개



이시현(Si-Hyun Lee)

2008년 : 대전대학교 컴퓨터공학과 공학사
2008년 ~ 현재 : 고려대학교 대학원 컴퓨터
전파통신공학과 석사과정.

관심분야 : 문자인식, 신경회로망, 음성인식 등.

Phone : 010-2607-4543

E-mail : fullaheadkoko@nate.com



최시영(Si-Young Choi)

2008년 : 대전대 컴퓨터공학과 공학사.
2008년 ~ 현재 : 아이뉴정보통신 재직 중.

관심분야 : 영상처리, 임베디드 시스템, 퍼지 이론 등.

Phone : 010-7182-6001

E-mail : mazingerz@hanmail.net



이세열(Se-Yul Lee)

1996년 : 대전대학교 전자물리학과 이학사.
1999년 : 동 대학원 정보통신학과 공학석사.
2000년 : (주)인소팩 부설기술연구소 연구원
2003년 : 동 대학원 컴퓨터공학과 공학박사.
2004년 ~ 현재 : 청운대학교 컴퓨터학과
전임강사.

관심분야 : 칩입탐지, 정보보호, 네트워크 보안, 퍼지 논리 등.

Phone : +82-41-630-3225

Fax : +82-41-634-8700

E-mail : pirate@cwu.ac.kr



김용수(Yong-Soo Kim)

1981년 : 연세대 전기공학과 공학사.
1983년 : KAIST 전기 및 전자공학과
공학석사.

1986년 : 삼성전자 종합연구소 주임연구원.

1993년 : Texas Tech Univ. 공학박사.

1995년 ~ 현재 : 대전대학교 컴퓨터공학과
교수.

관심분야 : 신경회로망, 퍼지 논리, 패턴인식, 영상처리, 칩
입탐지.

Phone : +82-42-280-2547

Fax : +82-42-280-2889

E-mail : kystj@dju.kr