

명암도 변화 및 HSI 정보와 개선된 ART2 알고리즘을 이용한 차량 번호판 인식

Recognition of Car Plate using Gray Brightness Variation, HSI Information and Enhanced ART2 Algorithm

김광백 · 김영주

Kwang-Baek Kim and Young-Ju Kim

신라대학교 컴퓨터정보공학부

요약

본 논문은 그레이 명암도 변화와 HSI 컬러 모형의 Hue 정보를 함께 이용한 번호판 영역 추출 방법을 제안한다. 차량 이미지에서의 차량 번호판 추출은 명암도 변화를 이용하여 번호판 후보 영역을 추출하고 후보 영역에 대해 HSI 컬러 모형의 Hue 정보를 이용하여 실제 번호판 영역을 결정한다. 추출된 번호판 영역으로부터 문자를 포함하는 특징 영역 추출은 각 문자들에 대한 히스토그램을 이용하여 추출한다. 그리고 Yager의 합접속 연산자를 이용하여 경계 변수 값을 동적으로 변화시키는 개선된 ART2 알고리즘을 제안하고 번호판의 개별 문자 인식에 적용한다. 또한 개선된 ART2와 지도 학습 방법을 통합한 SOSL 알고리즘을 제안한다. 100개의 실제 차량 이미지를 이용한 실험 결과를 통해 제안된 번호판 영역 추출 방법이 단일 컬러 모형을 적용한 기존 추출 방법보다 추출률이 향상되었고, 개선된 알고리즘들이 기존의 ART2 알고리즘과 오류 역전과 알고리즘 보다 더 높은 인식률을 보임을 알 수 있었다.

Abstract

We proposed an enhanced extraction method of vehicle plate, in which both the brightness variation of gray and the Hue value of HSI color model were used. For the extraction of the vehicle plate from a vehicle image, first of all, candidate regions for the vehicle plate were extracted from the image by using the property of brightness variation of the image. A real plate region was determined among candidate regions by the density of pixels with the Hue value of green and white. For extracting the feature area containing characters from the extracted vehicle plate, we used the histogram-based approach of individual characters. And we proposed and applied for the recognition of characters the enhanced ART2 algorithm which support the dynamical establishment of the vigilance threshold with the generalized union operator of Yager. In addition, we propose an enhanced SOSL algorithm which is integrated both enhanced ART2 and supervised learning methods. The performance evaluation was performed using 100's real vehicle images and the evaluation results demonstrated that the extraction rates of the proposed extraction method were improved, compared with that of previous methods based on brightness variation, RGB and HSI individually. Furthermore, the recognition rates of the proposed algorithms were improved much more than that of the conventional ART2 and BP algorithms.

Key Words : 차량 번호판, 신경망, 명암도 변화, HSI 컬러 정보, ART2, 경계 변수, SOSL

1. 서론

빠른 경제 성장으로 인한 수송량의 증가와 개인의 소득 증대, 그리고 소비의 고급화 등으로 인하여 자동차에 대한 수요는 계속 커지고 있다. 한정된 도로에 비해 폭발적으로 늘어난 차량으로 인하여 교통 혼잡은 점점 심해지고 차량에 의한 사건·사고가 심각한 사회 문제로 제기되고 있다. 만약 차량의 정보를 자동적으로 수집하고 관리할 수 있다면 고속도로 톨게이트의 경우 통행료의 무인징수 또는 후불제가 가능해 제증을 줄 일수 있으며, 주차 설비의 경우도 효율적인

관리가 가능해질 것이다. 그 외에도 차량 정보를 이용한 효율적인 도로 관리가 가능해지고 차량 검문 검색을 24시간 수행할 수 있을 것이다[1].

현재 이와 관련된 많은 연구들이 진행되고 있으며, 이러한 연구들 중에 한 분야가 차량 번호판 인식에 관한 연구이다.

본 논문은 명암도 변화와 HSI 컬러 정보를 이용하여 인식 대상인 번호판 영역을 보다 정확히 추출해내는 향상된 번호판 영역 추출 기법과 번호판 문자 인식 알고리즘으로 Yager의 합접속 퍼지 연산자를 이용하여 경계 변수를 동적으로 변화시키는 개선된 ART2(Adaptive Resonance Theory-2) 알고리즘과 이에 기반한 SOSL(Self-Organization Supervised Learning) 알고리즘을 제안한다. 또한 제안된 기법들을 이용하여 차량 번호판 인식 시스템을 구현하고, 실제 차량 영상 데이터를 이용한 실험을 통해 향상된 성능 결과를 제시한다.

접수일자 : 2001년 2월 27일

완료일자 : 2001년 7월 25일

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 차량 번호판 인식과 관련된 기존 연구들을 알아보고, 3장에서는 인식 대상인 차량 번호판 영역의 특징을 분석한다. 4장에서는 번호판 영역 및 번호판 영역에서의 개별 문자 영역을 추출하는 방법, 그리고 개선된 ART2 신경망 기반의 문자 인식 알고리즘을 제안한다. 5장에서는 실제 구현된 차량 인식 시스템에 대해 차량 이미지를 이용한 실험 결과를 제시하고, 6장에서 결론 및 향후 연구 방향으로 마무리한다.

2. 관련 연구

일반적으로 차량 번호판 인식 시스템은 획득된 차량 이미지에서 번호판 영역을 추출하는 부분과 추출된 번호판 영역에서 문자를 인식하는 부분으로 구성된다. 각 부분에 대한 관련 연구는 다음과 같다.

2.1 차량 번호판 영역 추출에 관한 연구

차량 이미지에서 번호판 영역을 추출하는 방법에 관한 기존 연구들은 대부분 단일 컬러 모형 즉, 그레이 명암도 변화, RGB(Red, Green, Blue) 컬러 모형, 그리고 HSI(Hue, Saturation, Intensity) 컬러 모형을 각각 이용하였다[2, 3, 4]. 이러한 단일 컬러 모형을 이용한 추출 기법은 적용하는 칼라 모형의 특성에 따라 다음과 같은 제약점을 갖는다.

- (1) 그레이 명암도 변화를 이용한 추출 방법은 빛에 의한 정보 손실의 영향을 적게 받고 처리 속도가 빠르다는 장점을 가지나, 주어진 명암도 변화 임계값을 만족되는 번호판 영역이 존재하고 번호판과 비슷한 특징을 가질 경우, 그 영역을 번호판 영역으로 오인하여 추출하는 문제점을 갖는다[2].
- (2) 명암도 변화 임계값을 재조정할 경우, (전체 이미지 처리 시간 × 임계값 재조정 횟수) 만큼의 처리 시간이 추가로 필요하므로 전체 추출 속도가 저하된다[2].
- (3) RGB 컬러 모형을 이용하는 방법은 RGB 컬러 값이 주위의 밝기 변화에 따라 영향을 받는 문제점이 있다[3, 4].
- (4) HSI 컬러 모형은 이용한 방법은 RGB 컬러 모형의 문제점을 극복할 수 있지만 HSI 컬러 값을 계산하기 위한 많은 처리 시간을 요구한다[3, 4].
- (5) HSI 컬러 모형을 이용할 때에 녹색 색상을 완전히 잃어버린 차량의 경우는 번호판 영역을 추출하기 어렵다[4].

본 논문에서는 단일 컬러 모형의 문제점을 해결하기 위해 두 가지의 컬러 모형을 함께 적용하는 방법을 제안한다. 차량 이미지에서 그레이 명암도 변화를 검사하여 후보 번호판 영역을 추출하고, 추출된 후보 영역들에 대해 HSI 컬러 모형의 Hue 정보를 산출하여 실제 번호판 영역을 판별함으로써 단일 컬러 모형을 사용하였을 때에 발생하는 문제점을 상호 보완할 수 있도록 한다.

2.2 신경망 기반의 문자 인식 알고리즘

Grossberg와 Carpenter에 의해 제안된 ART2 신경망 모델은 뉴런들 간의 경쟁 학습(competitive learning)에 의하여 자율적으로 패턴을 분류하는 네트워크 구조이다.

ART2 신경망 모델은 임의의 입력 패턴에 대해 이미 학습된 패턴을 잊지 않고 새로운 패턴을 학습할 수 있는 안정성

(stability)과 적응성(plasticity)을 가지면서 실시간 학습이 가능하여 저속 및 고속 학습을 지원할 뿐만 아니라 지역 최소화(local minima) 문제가 발생하지 않는 장점을 갖는다. 따라서 ART2 방법은 특징 영역이 커서 잡음과 훼손에 비교적 강하기 때문에 외부적인 다양한 변화가 심한 자동차 번호판 영역의 문자를 인식하는데 효과적이다[5, 6].

ART2 신경망 모델은 이진 입력패턴 뿐만 아니라 아날로그 또는 그레이 레벨(gray level)의 벡터 컴포넌트 입력 패턴에 대해서도 학습이 가능하다. ART2의 연결 가중치 변화는 모든 입력 패턴의 평균값을 취함으로써 클러스터 생성에 고르게 반응하게 된다. 그러나 ART2의 연결 가중치는 입력 벡터가 들어올 때 서로 다른 특징을 가지면서 유사한 기존의 클러스터가 갱신되는 경우가 발생하고, 이로 인해서 입력 벡터가 연결 가중치 벡터와의 평균에 의해 가중치의 특징을 감소시키는 원인이 되기도 한다[7, 8].

ART2 알고리즘에서 경계 변수(vigilance parameter)는 클러스터들을 분류하는 반지름 값이며 임의의 패턴과 저장된 패턴과의 불일치(mismatch) 허용도를 결정한다. 이 경계 변수의 설정에 따라 입력 패턴과 기대 패턴 사이에 약간의 차이만 있어도 서로 다른 패턴으로 분류하여 새로운 클러스터를 생성하고 입력 패턴과 기대 패턴 사이에 많은 차이가 있는 경우에는 같은 패턴으로 허용하므로 입력 패턴들을 같은 클러스터로 분류한다. 따라서 ART2 알고리즘을 자동차 번호판의 숫자와 문자 인식에 적용할 경우에 경계 변수 설정에 따라 클러스터 수와 인식률이 달라진다.

오류 역전파(Error Backpropagation) 알고리즘은 다층 구조 퍼셉트론(multi-layer perceptron)의 대표적인 학습 알고리즘으로 영상 인식에 널리 사용되고 있다. 오류 역전파 알고리즘은 적용되는 입력 패턴에 대해 초기 가중치, 학습률 및 모멘텀 등과 같은 파라미터 값들을 어떤 값으로 설정하는가에 따라 학습 시간이 결정되어지고, 은닉층의 노드수의 결정에 따라 정체 현상(paralysis) 및 지역 최소화 문제가 발생한다[9]. 이러한 문제점은 학습 단계 중에 경쟁 단계로 인하여 학습 과정 중에 오류값이 일정하게 유지되면서 학습 패턴들을 분류할 수 없게 되어 학습이 되지 않는 경우이다.

오류 역전파 알고리즘은 은닉층의 노드수가 학습 시간, 지역 최소화 그리고 정체 현상들을 발생시키는데 큰 영향을 미친다. 은닉층의 노드수가 필요 이상으로 많으면 판별 성능에 영향을 거의 미치지 않는 부가적인 노드 수가 존재하여 학습 시간이 길어지고, 은닉층의 노드 수가 적으면 가중치들이 지역 최소화에 위치할 가능성이 높다. 그러므로 간단한 선형 분리 문제나 XOR 문제는 은닉층의 노드 수를 결정하기가 쉽지만 자동차 번호판 인식과 같은 영상 인식 문제의 경우에는 적당한 은닉층의 노드 수를 결정하기가 어렵다. 따라서 기존의 은닉층의 노드 수는 대부분 경험적 방법을 사용하여 반복 계산으로 근사해를 구하므로 인식률을 저하시키는 원인이 된다[10].

따라서 본 논문에서는 기존의 ART2 알고리즘에 대해 퍼지 논리 접속 연산자인 Yager의 합접속 연산자를 적용하여 경계 변수를 동적으로 변화시킴으로써 인식률을 높이고 학습 및 인식 처리 속도를 향상시킨 개선된 ART2 학습 알고리즘을 제안하고, 오류 역전파 알고리즘에서 은닉층의 노드 수 결정 문제를 해결하기 위해 개선된 ART2를 이용한 SOSL(Self-Organization Supervised Learning) 알고리즘도 제안한다.

3. 번호판 영역의 구성 및 특징

영상 인식 시스템이 높은 인식률을 갖기 위해서는 인식 대상으로부터 적절한 특징들을 추출하여야 한다. 따라서, 차량 이미지에서 번호판 영역을 효율적으로 추출하고 인식하기 위해서는 우선 번호판 영역의 다양한 특징을 추출하여야 한다.

3.1 번호판 영역의 이미지 특성

그림 1은 차량 이미지에서 번호판 영역의 특성을 보여주는 그림으로서 차량 이미지의 각 영역에 대한 명암도 변화를 나타낸다. 그림 1의 (a)는 세 개의 샘플 라인이 있는 차량 이미지이고, 그림 1의 (b), (c), (d)는 차량 이미지의 "A", "B", "C" 위치에서의 명암도 변화를 그래프로 나타낸 것이다.

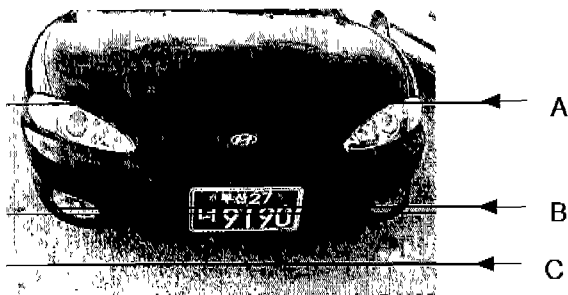
그림 1에서 그림 (c)는 번호판 영역의 명암도 변화를 나타낸 것으로 일정한 파형이 규칙적으로 연속하여 나타나고 다른 영역 보다 명암도 변화가 크다는 것을 알 수 있다. 그리고 번호판 영역에서 명암도 변화의 횟수는 차량의 일련 번호가 '1111' 일 때 최소로 나타나고, '8890'과 같은 경우에는 최대 8번의 명암도 변화가 나타난다. 또한 한 개의 큰 문자로 구성되는 용도별 분류 코드의 명암도 변화를 고려하면, 번호판 영역에서 문자와 배경간의 일정한 명암도 변화는 최소 6번에서 최대 12번 정도로 나타난다.

따라서 차량 이미지에서 번호판 영역의 이미지 특성을 정리하면 다음과 같다.

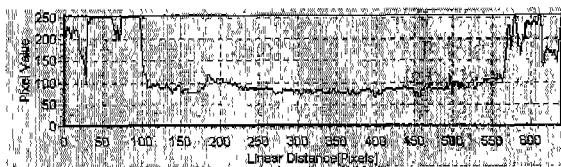
- (1) 번호판 영역에서 일정한 문자 폭과 명암도 변화를 가지고 있다.
- (2) 번호판 영역에서 명암도 변화 횟수는 최소 6번에서 최대 12번 정도 나타난다.
- (3) 번호판 영역에서의 번호판의 배경과 문자간의 밝기 차이는 주위의 밝기 차이보다 더 큰 차이를 갖는다.

3.2 번호판 영역의 특징

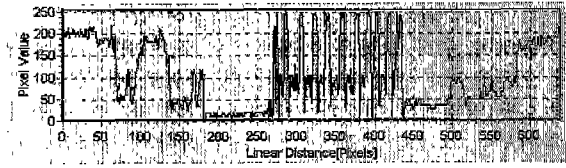
앞에서 살펴본 번호판의 구성 및 색상 특징, 그리고 실제 차량 이미지에 대한 분석 결과를 통해 차량 이미지에 존재하는 번호판 영역에 대한 특징을 표 1과 같이 추출할 수 있다.



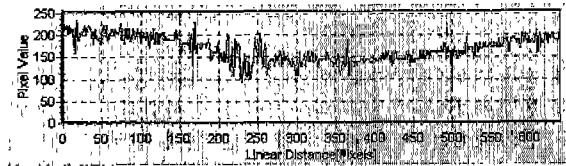
(a) 입력된 차량 영상
(a) An example of a vehicle image



(b) "A" 위치의 명암도 변화
(b) Brightness variation of the position "A"



(c) "B" 위치의 명암도 변화
(c) Brightness variation of the position "B"



(d) "C" 위치의 명암도 변화
(d) Brightness variation of the position "C"

그림 1. 차량 이미지의 명암도 변화
Fig. 1. Brightness variation of a vehicle image "C"

4. 제안된 차량 번호판 인식 알고리즘

본 논문에서는 차량 번호판 인식을 위해 그레이 명암도 변화와 HSI 컬러 정보를 이용한 번호판 영역 추출 기법과 개선된 ART2 학습 모델 기반의 인식 알고리즘을 제안한다.

표 1. 자동차 번호판 영역의 특징
Table 1. Cognitive features of the vehicle plate area

<ol style="list-style-type: none"> ① 번호판 영역은 일정한 문자폭과 명암도 변화를 가지고 있다. ② 번호판 영역에서 수평축, 수직축으로 명암도 변화 횟수가 다른 영역에서보다 많이 나타난다. ③ 번호판 영역에서 명암도 변화 횟수는 최소 6번에서 최대 12번 정도 나타난다. ④ 번호판 영역에서의 번호판의 배경과 문자간의 밝기 차이는 주위의 밝기 차이와 다소 많은 차이를 갖는다. ⑤ 차량 번호판의 가로 세로 비가 약 2:1이다. ⑥ 번호판 영역의 각 문자는 상대적인 위치정보를 가지고 있다. ⑦ 번호판 영역에 녹색이 밀집되어 있다. (비사업용 차량) ⑧ 번호판 영역은 녹색 배경에 백색 문자로 되어있다. (비사업용 차량)
--

4.1 그레이 명암도 변화를 이용한 후보 영역 추출

차량 번호판 인식에서 인식 대상이 되는 번호판 영역을 추출하기 위해 번호판 영역의 그레이 명암도 변화 특성을 이용하여 번호판의 후보 영역을 추출한다. 즉 입력된 차량 이미지에서 명암도 변화를 검사하여 표 1의 특징 ①~④를 만족하는 후보 영역을 추출한다. 번호판 후보 영역을 추출하는 과정을 단계별로 간단히 살펴보면 다음과 같다.

단계 1. 차량 이미지에서 명암도 변화를 검사하여 후보 영역을 추출한다.

차량 이미지에 대한 명암도 변화 검사는 차량 이미지에서

번호판 영역의 위치가 약 1/3 이하 지점에 있다는 사전 지식을 이용하여 수직 방향은 아래에서 위로, 수평 방향은 왼쪽에서 오른쪽으로 진행해가며 래스터 단위로 검사한다. 그리고 번호판 영역에서 배경과 문자간의 밝기 차이가 주변의 밝기 차이보다 크다는 특징에 근거하여 하나의 래스터에서 픽셀간의 명암도 변화 정도가 식 (1)에 의해 계산된 임계값 (T), 즉 전체 이미지의 평균 명암도 이상이면 번호판 영역에 해당하는 명암도 변화가 있다고 정의한다.

$$T = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{y=1}^M \sum_{x=1}^N \frac{(R_{xy} + G_{xy} + B_{xy})}{3} \quad (1)$$

래스터 단위의 명암도 변화 검사에서는 임계값 이상의 명암도 변화가 6번 이상 나타나는지를 검사한다. 처음으로 명암도 변화가 6번 이상 나타나게 되면 현재 수평 위치를 번호판의 아래 경계선으로 설정하고 수평 방향으로 명암도 변화가 나타나는 처음과 끝 위치를 번호판의 수직 경계선으로 설정한다. 번호판 영역에 해당하는 명암도 변화가 나타나지 않을 때까지 다음 래스터들을 차례로 검사한다. 그리고 임계값 이상의 명암도 변화가 나타난 마지막 래스터를 번호판의 왼쪽 경계선으로 설정하고 후보 영역을 추출한다.

단계 2. 추출된 후보 영역에 대해 번호판의 후보 영역이 될 수 있는지를 검증한다.

추출된 후보 영역이 번호판의 후보 영역이 될 수 있는지를 검증하기 위해 표 1의 특징 ⑤, 번호판의 가로 세로 비가 약 2 : 1임을 이용한다. 그러나 차량 이미지를 입력받는 방향에 따라 기울어지거나 모양이 약간 왜곡되어 입력될 수 있으므로 알려진 번호판의 규격대로 정확히 2 : 1 비를 이루기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 번호판 후보 영역의 가로 폭 (w)과 세로 높이(h)의 비율이 $h = w \cdot \frac{4}{8} = w \cdot \frac{1}{2}$ 즉, 표 1의 특징 ②를 만족하면서 오차를 수용하도록 식 (2)을 만족할 때 번호판의 후보 영역이라고 설정한다.

$$w \cdot \frac{2}{8} < h < w \cdot \frac{7}{8} \quad (2)$$

따라서, 앞 단계에서 후보 영역이 추출되면 추출된 영역에 대해 식 (2)을 만족하는지를 검사하여 만족하는 경우에는 번호판의 후보 영역으로 설정하고 실제 번호판 영역인지를 판별하는 단계로 넘어간다. 만약 만족하지 못하는 경우에는 단계 1로 돌아가 다음 후보 영역을 찾는다.

단계 3. 전체 이미지에 대한 명암도 변화 검사를 통해 번호판의 후보 영역을 추출하지 못한 경우에는 명암도 변화에 대한 임계값을 재조정하여 번호판 후보 영역 추출을 반복한다.

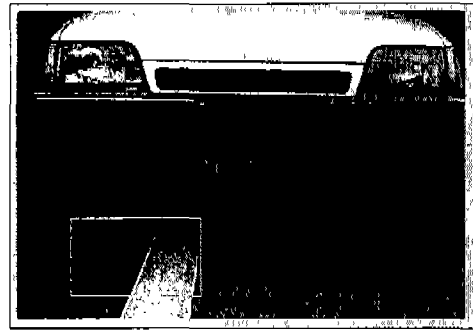
입력된 차량 영상이 전체적으로 어두운 경우, 번호판 영역에서의 문자와 배경사이에 명암도 변화가 주어진 임계값을 만족하지 않아 후보 영역을 찾지 못하는 경우가 발생한다. 이러한 경우에는 임계값을 재조정하여 후보 영역 탐색을 반복한다. 재조정된 임계값은 식 3에 의해 산출한다.

$$T_{new} = T_{old} \cdot \frac{\text{반복수행횟수}}{\text{반복수행횟수} + 1} \quad (3)$$

식 (3)을 이용한 임계값 재조정 방법은 그레이 값으로 처리함으로써 번호판의 후보 영역의 추출에 걸리는 시간을 줄일 수 있고, 임계값을 계속 재조정하여 어두운 영상인 경우에도 추출이 가능하게 한다. 그러나 임계값을 만족하는 비번

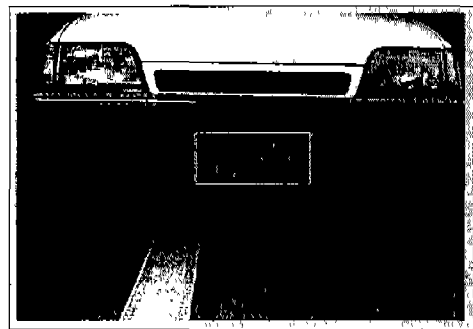
호판 영역이 번호판과 비슷한 특징을 가질 경우, 그 영역을 번호판 영역으로 오인하여 더 이상 추출을 위한 검사를 시도하지 않는 문제점이 발생한다.

그림 2는 번호판 영역 추출 예를 보여주는 것으로 그림 (a)은 임계값이 T=65일 때, 비번호판 영역을 번호판 영역으로 오인하여 추출에 실패한 경우이고, 그림 (b)은 임계값이 T=42로 재조정될 때에 번호판 영역을 추출할 수 있는 경우를 보여준다.



(a) T=65 (추출 실패)

(a) T = 65 (Failure of extraction)



(b) T=42 (추출 성공)

(b) T = 42 (Success of extraction)

그림 2. 임계값 재조정의 예

Fig. 2. example of the readjustment of the threshold value T

본 논문에서는 차량 번호판 영역의 추출에 소요되는 시간을 줄이기 위해서 획득된 차량 이미지의 전체 영역을 검사하지 않는다. 차량 이미지의 1/10만큼의 가장자리 이내에 번호판이 있다는 사전 지식에 의해 그 부분을 제외한 영역만을 검사하여 처리시간을 줄인다.

4.2 HSI 컬러 정보를 이용한 번호판 영역 판별

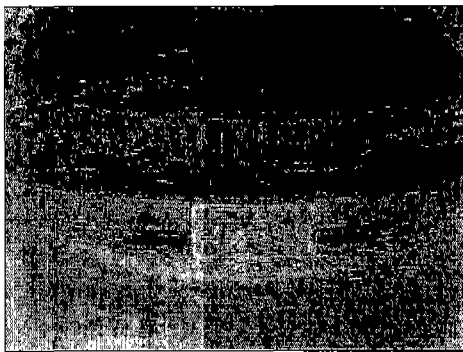
그레이 레벨 영상을 사용하는 경우에는 주위의 밝기 변화에 대하여 상당히 의존적이며, RGB 컬러를 사용하는 경우에는 RGB 컬러 값의 각 성분이 명암도와 밀접한 관련을 가지고 있으므로 주위 밝기 변화에 따라 같은 컬러에 대해 RGB 컬러 값이 모두 변하는 문제점을 가지고 있다[11]. 본 논문에서는 이러한 문제점에 대하여 HSI 컬러 모형을 사용함으로써 밝기 변화에 대한 강인성을 보장하고자 한다.

본 논문은 그레이 명암도 변화를 이용하여 추출된 후보

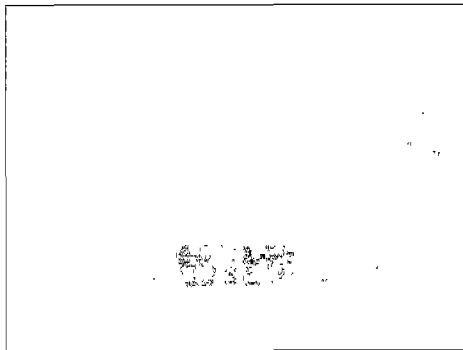
번호판 영역에 대해 HSI 컬러 모형의 Hue 값을 산출하여 실제 번호판 영역인지를 판별한다.



(a)



(b)



(c)

그림 3. 차량 이미지의 Hue 값의 분포

Fig. 3. The distribution of Hue values of HSI color model in the vehicle image

HSI 컬러 모형에서 색상(Hue)이 $Hue=60^\circ$ 일 때 노란색, $Hue=120^\circ$ 일 때 녹색, $Hue=180^\circ$ 일 때 파란색을 나타낸다. 추출하려는 차량 번호판 영역이 녹색 배경에 백색 문자로 구성되므로 Hue가 $60^\circ < Hue < 180^\circ$ 에 존재하는 경우를 녹색 영역이라고 정의한다[12].

따라서 번호판의 후보 영역에 대해 HSI 컬러 모형의 Hue 값을 산출하고 Hue 값이 $60^\circ < Hue < 180^\circ$ 인 픽셀의 밀집도를 조사한다. 그리고 번호판 영역은 녹색 배경에 백색 문자로 되어 있다는 특징에서 백색 픽셀의 밀집도를 추가적으로 조사하여 판별 실패의 가능성을 줄인다. 번호판 후보 영역이 녹색 및 백색 픽셀의 밀집도가 어느 정도 이상을 나타

내면 번호판 영역으로 추출하고 그렇지 않으면 앞 단계로 돌아가서 다음의 후보 영역을 찾도록 한다.

제안된 차량 번호판 추출 방법은 그레이 명암도 변화 방법을 이용하여 추출된 후보 영역에 한해서만 HSI 컬러 정보를 이용하므로 RGB 컬러 정보 또는 HSI 컬러 정보를 이용한 추출 방법 보다 처리 시간이 빠르다.

그림 3은 차량 이미지에서 Hue 값의 분포 예를 보인 것으로, 그림 (b)은 그림 (a)의 원 이미지에 대해 HSI 컬러 정보 중에 Hue 값의 분포를 나타내고 있으며, 그림 (c)은 Hue 값이 $60^\circ < Hue < 180^\circ$ 에 해당하는 영역만을 나타낸 것이다. 그림 3의 (c)에 나타난 영역이 그림 (a)의 번호판 영역과 일치한다.

4.3 개별 문자 영역 추출

추출된 번호판 영역에서 각 문자 및 숫자 영역을 추출하기 위한 전처리 과정으로서 번호판 영역을 그레이 스케일 이미지로 변환하여 이진화한다. 그리고 변환된 그레이 스케일 이미지에 대해 수평 히스토그램(수평 방향의 black 화소의 수)을 산출하여 번호판 영역을 상단부와 하단부로 나눈 후에 문자열로 구성된 각각의 영역에 대해 수직 히스토그램(수직 방향의 black 화소의 수)을 산출하여 개별 문자 영역을 추출한다. 그림 4는 개별 문자 영역을 추출하는 과정을 단계별로 나타내고 있다.

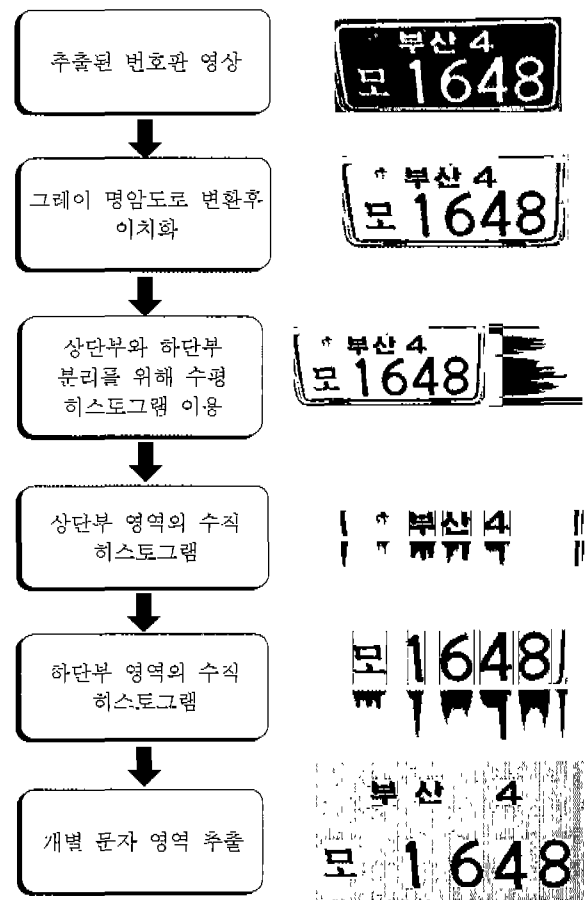


그림 4. 개별 문자 영역 추출 과정

Fig. 4. The extraction process of individual character areas in the vehicle plate area

4.4 개선된 ART2 알고리즘

본 논문에서는 차량 번호판의 문자를 인식하기 위해 기존의 ART2 알고리즘을 개선하여 경계 변수를 동적으로 설정하는 개선된 ART2 알고리즘과 오류 역전파 알고리즘을 개선한 SOSL 알고리즘을 제안한다.

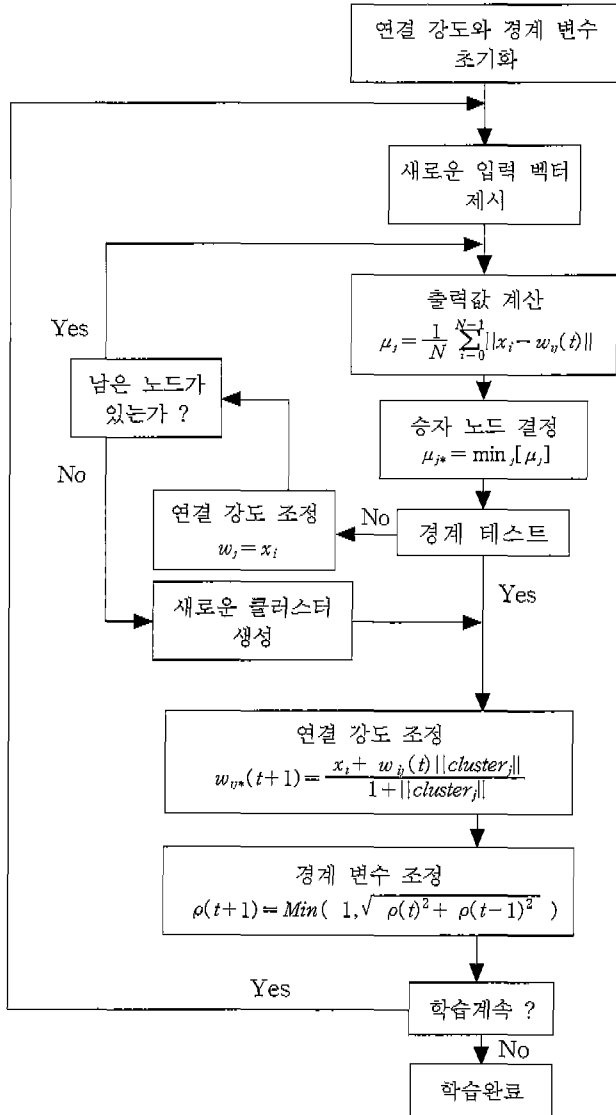


그림 5. 개선된 ART2 학습 알고리즘 흐름도
Fig. 5. Flowchart of enhanced ART2 learning algorithm

기존의 ART2 알고리즘에서 경계 변수는 패턴들을 클러스터링하기 위한 반지름 값으로서 임의의 패턴과 저장된 패턴과의 불일치 허용도를 결정하는 정적인 값이다. 그러나 차량 번호판의 숫자와 문자 인식에 적용하기 위해서는 경험적으로 경계 변수 값을 설정해야하므로 어려운 점이 많다[7]. 특히 유사한 특징을 갖는 서로 다른 패턴들이 많을 경우에는 경계 변수 값을 설정하는 것이 매우 어렵다.

이러한 경우에 퍼지 논리 접속 연산자를 사용하면 경계 변수 값을 유사성을 가지는 특징에 따라 동적으로 조정할 수 있다. 퍼지 논리의 합접속 연산자는 총체화된 값이 모든 입력값 중에 가장 큰 값보다 연산 결과가 작지 않은 성질을 갖

는 연산자로서, Yager의 합접속 연산자의 경우에는 식 (4)와 같이 정의된 $p \in (0, \infty)$ 값에 따라 단조 감소하는 함수이다 [13].

$$\mu(x_1, \dots, x_n) = \text{Min}[1, (X_1^p + \dots + X_n^p)^{\frac{1}{p}}] \quad (4)$$

Yager 합접속 연산자를 사용하여 경계 변수 값(ρ)을 동적으로 조정하는 식은 식 (5)와 같다.

$$\rho(t+1) = \text{Min}(1, \sqrt{\rho(t)^2 + \rho(t-1)^2}) \quad (5)$$

그림 5는 개선된 ART2 알고리즘의 흐름도를 나타낸 것이다. 개선된 ART2 알고리즘의 경계 변수는 Yager의 합접속 연산자를 사용하여 식 (5)에 의해 조정된다.

4.5 제안된 SOSL 알고리즘

오류 역전파 학습 알고리즘을 차량 번호판 인식에 적용할 경우에 은닉층의 노드 수를 경험적으로 설정하여야 하는 문제점이 있다. 본 논문에서는 오류 역전파 알고리즘의 은닉층 노드 수를 동적으로 변화시키기 위하여 개선된 ART2와 결합한 SOSL(Self-Organization Supervised Learning) 알고리즘을 제안한다. 은닉층의 노드를 자가 생성하도록 구성된 제안된 신경망 구조는 다음과 같이 요약할 수 있다.

- (1) 입력층과 은닉층의 연결 구조는 개선된 ART2의 구조와 같고, 개선된 ART2의 출력층이 제안된 구조의 은닉층이다.
- (2) 은닉층의 노드는 각 클래스(class)를 나타낸다. 따라서 전체적으로 완전연결(fully-connected) 구조이나 목표값과 실제 출력값을 비교하여 역전파 시킬 때는 대표 클래스와 연결된 시냅스의 가중치만 역전파하는 승자 뉴런 방식을 채택한다.

제안된 SOSL 알고리즘의 학습 및 인식 흐름도는 그림 6과 같다.

5. 실험 결과 및 분석

본 논문은 앞 절에서 제안한 인식 알고리즘을 바탕으로 차량 번호판 인식 시스템을 펜티엄 III CPU를 장착한 IBM 호환 기종에서 Delphi 5를 이용하여 구현하였다. 그리고 본 논문에서 제안된 알고리즘의 성능을 분석하기 위해 비사업용 차량인 자가용과 승합용 차량을 대상으로 DC265 Zoom 디지털 카메라를 이용하여 포착한 실제 차량 전면부 이미지 100개를 가지고 실험하였다.

성능 분석은 번호판 영역 추출에 대해서 기존의 그레이 명암도 변화, RGB 컬러 정보 그리고 HSI 컬러 정보를 이용한 방법과 본 논문에서 제안한 방법으로 실험하여 번호판 영역 추출 결과를 비교한다. 그리고 추출된 개별 문자 인식에 대해서는 기존의 ART2 알고리즘과 개선된 ART2 알고리즘의 클러스터 수와 인식률을 비교하고, 오류 역전파 알고리즘과 제안된 SOSL 알고리즘의 은닉층 노드 수와 인식률을 비교한다.

5.1 번호판 영역 추출 실험 결과 비교

그림 7은 그레이 명암도 변화를 이용한 방법으로 번호판

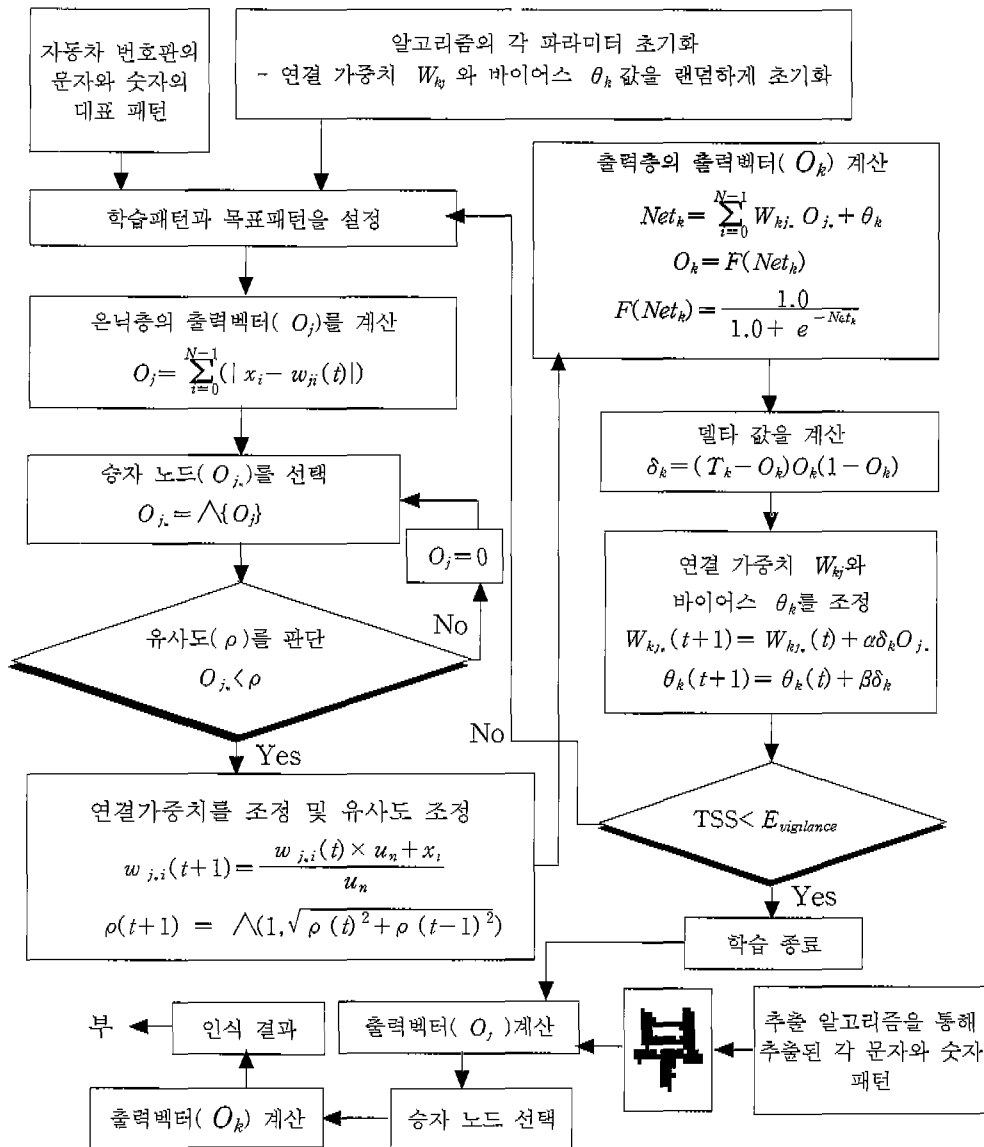


그림 6. 제안된 SOSL 알고리즘 흐름도
Fig. 6. Flowchart of proposed SOSL Algorithm

영역 추출에 실패한 이미지에 대하여 본 논문에서 제안한 추출 방법으로 성공한 결과를 나타낸다. 그림 7의 (a)는 그레이 명암도 변화로 탐색한 번호판 후보 영역을 나타내며, (b)는 후보 영역의 Hue 분포를 나타낸다. 두 후보 영역에 대해서 Hue분포의 밀집도를 조사하여 비번호판 영역과 번호판 영역을 구별한다.

표 2는 100개의 실험 이미지에 대해 기존의 추출 방법들과 본 논문에서 제안한 추출 방법의 번호판 영역 추출 결과를 비교한 것이다.

5.2 개별 문자 인식 결과 비교

본 논문에서 구현한 번호판 인식 시스템은 100개의 실험 이미지 중에서 99개의 차량 번호판 영역을 추출하여 인식에 적용하였다.

ART2 기반의 인식 알고리즘은 학습 과정에서 기존에 있는 클러스터들 중에 입력 패턴에 가장 가까운 값을 계산하고, 입력된 패턴이 가장 가까운 클러스터에 포함되는지를

판단한다. 이러한 과정에서 결정적으로 성능에 영향을 미치는 중요한 요소가 경계 변수(ρ) 값이다. 본 논문에서는 퍼

표 2. 각 방법에 대한 번호판 영역 추출 결과 비교 (실험 차량 이미지 수 : 100)

Table 2. The comparison of results of extraction experiments among the proposed extraction method and previous extraction methods (the number of vehicle images : 100)

	추출 성공	추출 실패
그레이 명암도 변화	97	3
RGB 컬러 모형	95	5
HSI 컬러 모형	96	4
제안된 방법	99	1

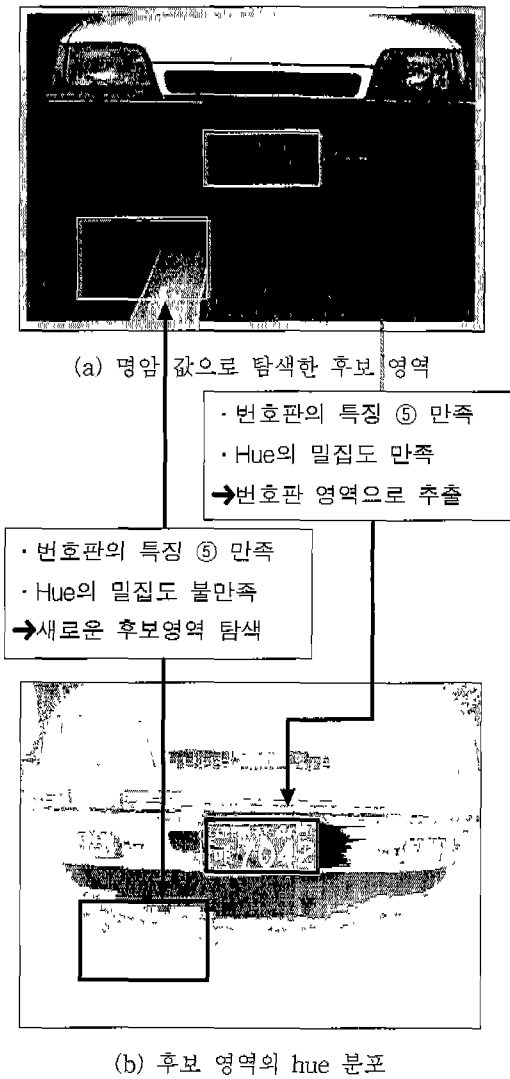


그림 7. 번호판 영역의 추출과 검증
Fig. 7. The extraction and verification of the vehicle plate area

지 Yager 연산자를 이용하여 경계 변수 값을 동적으로 변화시켰다. 합쳐진 클러스터의 개수가 커질수록 경계 변수 값도 합쳐진 클러스터를 포함하기 위하여 동적으로 감소하게 된다. 그림 8은 개선된 ART2에서 합쳐진 클러스터의 개수에 대해 동적으로 변화하는 경계 변수 값의 변화를 보여주고 있다. 그림 8에서 유사도 값은 동적인 경계 변수의 값을 의미한다. 표 3은 기존 ART2의 정적 경계 변수 기법과 개선된 ART2의 동적 경계 변수 기법에 대해 학습 과정에서 생성된 클러스터 개수와 최종 인식 결과를 나타내었다. 그리고 BP 알고리즘과 제안된 SOSL 알고리즘 간의 비교에서는 은닉층 노드 수와 인식률을 비교하였다. 기존의 ART2와 개선된 ART2를 비교하면 개선된 ART2의 클러스터 개수가 적게 생성되었으며 인식률도 향상되었다.

BP 알고리즘과 SOSL 알고리즘에 대한 실험에서는 학습률과 모멘텀을 각각 0.65로 설정하였으며, BP 알고리즘에서 은닉층의 노드 수를 경험적으로 실험한 결과, 표 3에서와 같이 설정하는 것이 학습 시간이 적게 소요되었다. BP 알고리즘에서 SOSL 알고리즘의 은닉층의 노드 수로 설정한 경우

에는 학습이 되지 않았다. SOSL 알고리즘의 실험 결과는 초기의 은닉층의 노드 수를 1개로 설정하여 동적으로 생성한 결과이다. 표 3에서와 같이 인식률에서 SOSL 알고리즘이 BP 알고리즘 보다 향상되었다.

전반적으로 개선된 ART2와 SOSL 알고리즘이 기존의 ART2와 BP 알고리즘 보다 인식률이 개선되었다. 그러나 SOSL 알고리즘은 BP 알고리즘 보다 은닉층의 노드 수가 많이 생성되었다.

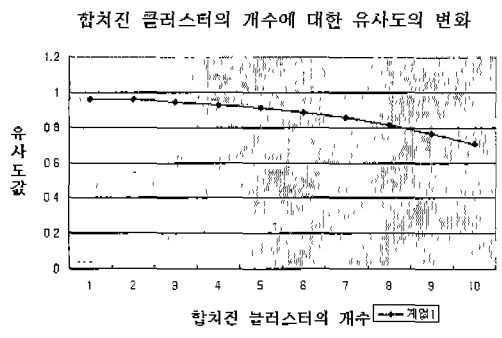


그림 8. 개선된 ART2 알고리즘에서 경계 변수 값의 변화
Fig. 8. The variation of a vigilance threshold value in the enhanced ART2 algorithm

표 3. 인식 알고리즘들의 성능 비교
Table 3. The comparison of performance between the recognition algorithms

	학습 데이터 수	생성된 클러스터 수		BP	SOSL
		ART2			
		정적	동적	은닉층 노드수	생성된 은닉층의 노드수
관할지역 코드	200	110	57	32	57
차종별 코드	154	69	44	26	44
용도별 분류코드	100	79	42	30	42
일련번호	400	212	108	72	108
인식 성공 차량		89	97	96	99

6. 결론 및 향후 연구 과제

본 논문은 그레이 명암도 변화와 HSI 컬러 정보를 이용한 번호판 영역 추출 기법과 퍼지 Yager 연산자를 이용하여 경계 변수 값을 동적으로 조정할 수 있는 개선된 ART2 알고리즘과 오류 역전파 알고리즘을 개선한 SOSL 알고리즘을 제안하고, 이들 알고리즘을 바탕으로 차량 번호판 인식 시스템을 구현하여 성능을 평가하였다.

차량 이미지에서 번호판 영역을 추출하기 위해 그레이 명암도 변화 정보와 HSI 컬러 모형의 Hue 정보를 같이 적용함으로써 그레이 명암도 변화와 RGB 컬러 모형이 주변 밝기 변화에 영향을 받는 문제점을 극복하고 보다 정확하게 번호판 영역을 추출할 수 있을 뿐만 아니라 더 나은 추출률을

보였다.

추출된 번호판 영역에서 히스토그램 방식을 이용하여 개별 문자 영역을 추출하고 본 논문에서 제안한 개선된 ART2 알고리즘 기반의 인식 알고리즘을 적용함으로써 높은 인식률을 보인 실험을 통해 알 수 있었다. 개선된 ART2 알고리즘은 퍼지 논리에서 Yager의 합접속 연산자를 이용하여 동적으로 경계 변수 값을 변화시킴으로써 학습 과정에서 적은 수의 클러스터를 생성하여 학습 및 인식을 빠른 속도로 처리할 수 있었다. 그리고 오류 역전과 알고리즘의 문제점을 보완하기 위해 개선된 ART2 알고리즘을 적용하여 은닉층의 노드를 동적으로 생성하면서 학습에 대한 수렴성도 보장한 개선된 SOSL 알고리즘을 제안하였다. 실험을 통하여 기존의 ART2와 오류 역전과 알고리즘 보다 개선된 ART2와 SOSL 알고리즘이 인식률이 높은 것을 확인할 수 있었다.

본 논문에서는 구현된 번호판 인식 시스템은 실제 주차관리 시스템에 적용하여 자가용 차량과 승합용 차량에 대해 좋은 결과를 얻었다.

향후 연구 과제로는 실제 현장에서 획득된 다양한 차량 이미지를 대상으로 실험하여 번호판이 고조도로 비쳐진 경우와 저조도로 비쳐진 경우에 있어서도 효율적으로 번호판 영역을 추출하고 인식할 수 있도록 개선할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 문기주, 전영석, 최효돈, "사전정보를 이용한 차량 번호판 영역의 분리," *한국경영과학회*, 제13권, 제2호, pp. 1~11, 1996.
- [2] 허남숙, 조희정, 양황규, 김광백, "그레이 명암도 변화에 의한 차량 번호판 추출에 관한 연구," *한국정보처리학회 추계학술발표논문집*, pp. 1353~1356, 1998.
- [3] 김영집, "HSI 컬러 모델을 이용한 실내주행 이동로봇의 장애물 고속 인식," *한국 과학 기술원 석사학위 논문*, 1996.
- [4] 남미영, 이종희, 김광백, "개선된 HSI 컬러 정보를 이용한 자동차 번호판 추출 시스템," *멀티미디어학회 춘계학술발표논문집*, pp. 345~349, 1999.
- [5] 조보호, 정성환, "ART2 신경회로망을 이용한 차량 번호판 문자 인식," *한국정보과학회 가을 학술 발표 논문집(2)*, pp. 455~458, 1997.
- [6] Carpenter and Grossberg, "The ART of Adaptive Pattern Recognition by a Self-Organizing Neural Network," *IEEE Trans. on Computer*, pp. 77~83, 1988.
- [7] 임은경, 김광백, "개선된 Fuzzy ART를 이용한 자동차 번호판 인식에 관한 연구," *멀티미디어학회 논문지*, 제3권, 제5호, pp. 433~444, 2000.
- [8] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "The ART of Adaptive Pattern Recognition," *Journal of IEEE Computer*, vol. 21, No. 3, pp. 66~75, 1998.

- [9] R. Hecht-Nielsen, "Theory of Backpropagation Neural Network," *Proceedings of IJCNN*, vol. 1, pp. 583~605, 1998.
- [10] Y. Hirose, K. Yamashita and S. Hijiya, "Back-propagation Algorithm which Varies the Number of Hidden Units," *Neural Networks*, vol. 4, pp. 61~66, 1991.
- [11] 조보호, 정성환, "특징 영역 기반의 자동차 번호판 인식 시스템," *한국정보처리학회논문지*, 제6권, 제6호, pp. 1686~1691, 1999.
- [12] R. C. Gonzales and R. e. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, pp. 191-213, 1992.
- [13] H. J. Zimmermann, *Fuzzy Set Theory and Its Applications - Second Edition*, Kluwer Academic Publishers, pp. 28~39, 1991.

저 자 소 개



김광백 (Kim Kwang-Baek)

부산대학교 전자계산학과에서 이학석사와 이학박사학위를 취득하였으며 1996년 3월부터 1997년 2월까지 동의공업전문대학 사무자동화과에서 전임 강사로 근무하였고 1997년 3월부터 현재 신라대학교(구. 부산여자대학교) 컴퓨터정보공학부 컴퓨터공학전공에서 조교수로 재직중이다.

주요관심분야는 신경회로망, 디지털 영상 처리 및 의료 영상 인식 그리고 퍼지 시스템이며 기관지 편평암 및 자궁암 세포 인식과 차량 번호판 인식 시스템에 대한 연구를 하고 있다.
E-mail : gbkim@silla.ac.kr



김영주 (Kim Young-Ju)

1988년 : 부산대학교 계산통계학과 졸업 (이학사)
1990년 : 부산대학교 대학원 계산통계학과 (이학석사)
1990년~1995년 : 유닉스컴퓨터 응용 시스템 연구소
1999년 : 부산대학교 대학원 전자계산학과 (이학박사)

2000년~현재 : 신라대학교 컴퓨터정보공학부 전임강사

관심분야 : 분산시스템, 멀티미디어, 의료 영상 압축 및 통신
E-mail : yjkim@silla.ac.kr