개선된 Fuzzy ART를 이용한 자동차 번호판 인식에 관한 연구

허남숙, 임은경, 김광백
신라대학교 컴퓨터정보공학부

Recognition System of a Car License Plate using a Fuzzy Networks

Nam-Suk Heo, Eun-Kyoung Lim, and Kwang-Baek Kim
Major in Computer Engineering Division of Computer Information Engineering, Silla University

요 약

자동차 번호판 인식 시스템을 구현하기 위해서는 영상에서 번호판을 추출하는 영역과 추출된 번호판에서 각 문자와 숫자를 추출하는 영역, 마지막으로 이를 인식하는 영역으로 나누어진다.

본 논문에서는 번호판 영역이 다른 영역보다 녹색의 밀집도가 높다는 특징을 이용하여 이미지에서 번호판을 추출하고, 개선된 퍼지 ART 학습 알고리즘으로 자동차 번호판 인식에 적용한다. 실험 결과에서는 여러 차량에 대해 인식율이 우수한 것을 보인다.

1. 서론

현재 차량 인구가 늘어나면 교통량의 조사와 교통량의 상황을 그때 즉시 파악하기가 어려워졌다. 차량과 관련된 범죄가 많아졌고, 또한 차량의 이동성이라는 특징으로 인해 차량 범죄의 해결이 힘들어지고 있다. 이런 인간의 한계성으로 인해 자동차 번호판 시스템이 필요하게 되었다.

자동차 번호판 시스템은 차량 영상에서 번호판 영역을 추출하는 부분과 각 문자와 숫자를 추출하는 부분, 인식하는 부분으로 나눌 수 있다[1, 2].

본 논문에서는 번호판 영역이 녹색이라는 정보를 이용하여 번호판 영역을 추출하고, 윤곽선 추출하는 방법으로 각 문자와 숫자를 추출하여, 개선된 퍼지 ART 학습 알고리즘을 이용하여 인식한다.

2. 칼라 정보를 이용한 번호판 영역 추출

번호판 영역의 색상 밀집도를 계산하여 번호판 영역을 추출하는데 번호판 영역의 특성은 다음과 같다.

번호판 영역의 특성

① 번호판 영역에 녹색이 밀집되어 있다.
② 번호판 영역에는 녹색과 흰색 계통의 색만이 있다.
③ 번호판 영역은 바닥에 가까운 아래에 위치한다.

2.1 번호판 영역 추출 알고리즘

입력받은 영상에서 녹색에 대한 임계값을 기준으로 녹색의 분포를 분석한다. 녹색의 분포가 적은 경우는 차량의 색이 녹색이 아닌 경우, 번호판의 녹색이 어둡거나 밝은 경우이다. 이러한 경우에는 녹색에 대한 임계값에 변화를 줄 수 있다[3, 4].

순수한 녹색 값과의 거리를 측정하기 위해서 유클리디안의 법칙을 사용하여 거리를 계산한다.

$$\text{녹색과의 거리값} = \sqrt{R^2 + G^2 + B^2}$$

번호판 특성 ②를 이용하여 거리에 대한 임계값을 기준으로 각 픽셀의 이웃하는 픽셀과의 거리값을 구하여 히스토그램 분포를 계산한다. 히스토그램에서 분포가 밀집된 부분이 번호판 영역이 된다.

히스토그램을 통해 후보 영역이 여러 개가 나오는 경우에는 번호판 특성 ③을 이용하여 본 논문에서는 제안하는 알고리즘을 사용한다.

칼라 정보를 이용해 추출된 번호판 영역을 임계치 처리한 후에, 방향코드를 이용한 윤곽선 따라가는 알고리즘을 이용하여 번호판 영역의 각 숫자와 문자들을 추출한다. 윤곽선을 따라가는 방법을 사용하면 번호판 영역의 숫자와 문자들이 아주 명확히 추출되기 때문에 인식률을 높일 수 있다.

2.1 제안된 자동차 번호판 추출 알고리즘

본 논문에서 RGB 칼라 정보를 이용한 자동차 번호판 추출 알고리즘은 다음과 같다.

번호판 추출 알고리즘

입력 : 차량 영상

출력 : 추출된 각 숫자와 문자들의 텍스트 화일

단계 1. 영상을 입력받는다.

단계 2. 최빈수를 이용한 평활화한다.

단계 3. 특성①과 특징②을 이용하여 녹색의 분포도를 계산하고 그 녹색의 밀집도가 높은 후보 영역들 중에서 흰색의 분포도를 분석하여 히스토그램으로 나타낸다.

단계 4. 단계 3 결과에서 녹색의 밀집도 안에 흰색의 밀집도가 높은 부분을 번호판 영역으로 추출한다.

단계 5. 추출된 번호판 영역을 임계화한다.

단계 6. 방향코드를 이용한 윤곽선 알고리즘을 이용하여 번호판의 숫자와 문자들의 윤곽선에 의한 x, y좌표의 최대 최소을 구하여 추출한다.

단계 7. 단계 6에서 구해진 x, y좌표로 문자와 숫자를 추출한다.

단계 8. 추출된 숫자와 문자를 텍스트 코드로 파일에 저장한다.

3. 개선된 퍼지 ART를 이용한 자동차 번호판 인식

3.1 개선된 퍼지 ART 학습 알고리즘

ART2는 Grossberg와 Capenter에 의해 제안된 신경회로망 모델로써 적응성과 안정성을 가지고 있으며 실시간적인 학습이 가능하다[5-7]. ART2는 이진 입력 패턴과 아날로그 입력 패턴에 대해서도 학습 가능한 모델이다. 기본적인 ART2의 알고리즘은 식(1)과 같이 계산된다.

if $\|Pattern^{new} - W_j\| < \rho$ then

$$W_j^{new} = \frac{Pattern^{new} + W_j^{old} * \|cluster_j\|}{1 + \|cluster_j\|}$$

else $W_j = Pattern^{new}$ ..... (1)

(단, $\|Cluster_j\|$: 클러스터 j에서 멤버의 수, W_j : 클러스터 j에 대한 연결 가중치, $\rho \in [0, 1]$)

ART2의 연결 가중치 변화는 모든 입력 패턴의 평균값을 취함으로 클러스터 생성에 고르게 반응하게 된다. 그러나 ART2의 연결 가중치는 입력 벡터가 들어오는 경우 특징이 서로 다른 유사한 기존의 클러스터가 갱신되는 경우가 생기게 된다. 그 원인은 입력 벡터가 연결 가중치 벡터와의 평균에 의해 가중치의 특징을 감소시키는 원인이 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 퍼지 논리 연산자를 사용하여 퍼지 ART 알고리즘이 제안되었다. 그리고 기존의 퍼지 ART에서 경계 변수(vigilance parameter)는 패턴들을 클래스터링 하는데 반지름 값이 되며 임의의 패턴과 저장된 패턴과의 불일치(mismatch) 허용도를 결정한다. 그러므로 자동차 번호판의 숫자와 문자 인식에 적용하기 위해서는 경험적으로 경계 변수값을 설정해야 하므로 어려운 점이 많다. 서로 다른 유사한 특징을 갖는 패턴들이 많을 경우에는 경계 변수값을 설정하는 것은 매우 어렵다. 그러나 퍼지 논리 접속 연산자를 사용하여 경계 변수값을 유사성을 가지는 특징에 따라 동적으로 조정 할 수 있다. 퍼지의 교접속 연산자는 총제화된 값이 모든 입력 중 가장 작은 값보다 크지 않은 성질을 갖는 연산자로서, Yager의 교 연산자의 경우

$$\mu_{(X_1,\ldots,X_n)} = 1 - Min[1, ((1-X_1)^p + \ldots + (1-X_n)^p)^{\frac{1}{p}}] \quad \ldots\ldots(2)$$

로 정의된 $p \in (0, \infty)$값에 따라 단조 감소하는 함수이다[8,9]. Yager의 교 연산자를 사용하여 경계 변수값 (ρ)을 동적으로 조정하는 식은 다음과 같다.

$$\rho(t+1) = 1 - \wedge(1, \sqrt{((1-\rho(t))^2 + (1-\rho(t-1))^2)}) \quad \ldots\ldots (3)$$

3.2 개선된 퍼지 ART를 이용한 번호판 인식 알고리즘

자동차 번호판에서 추출된 숫자나 문자를 인식하기 위하여 기존의 퍼지 ART를 개선하여 자동차 번호판에 적용한다. 번호판 인식에 적용할 개선된 퍼지 ART 학습 알고리즘은 다음과 같다.

개선된 퍼지 ART 학습 알고리즘

입 력 : 텍스트화된 번호판 숫자와 문자

출 력 : 문자와 숫자의 인식

단계 1. 네트워크의 상태를 결정하는 입력층과 클래스터링층의 연결 가중치 (w_{ij})을 1로 초기화하고 경계 변수값(ρ_j)들을 1로 초기화 한다.

단계 2. 학습 패턴(x_i^p)을 설정한다.

단계 3. 학습 패턴(x_i^p)의 값을 입력층 노드에 제시하여 출력되는 값(O_j)을 계산한다.

$$O_j = \frac{(\|x_i^p \wedge w_{ij}\|)}{(\alpha + \|w_{ij}\|)} \qquad where\ \alpha \in [0, 1]$$

단계 4. 클래스터링층의 뉴런들 중에 뉴런을 승자 뉴

런으로 선택하여 해당노드의 클래스(μ_{j*})을 선택한다.

$$\mu_{j*} = \bigvee\{ O_j \} \quad where \bigvee \ isfuzzy\ Max\ operator$$

단계 5. 클래스터층에서 승자 뉴런으로 선택된 소마의 클래스와 입력 패턴(x_i^p)간의 유사성을 경계 변수값(ρ_j)을 사용하여 비교한다. 여기서 연결 가중치(w_{ij})와 입력 패턴들(x_i^p)이 일치(match)하면 해당 소마의 클래스를 갱신하고 불일치(mismatch)하면 새로운 소마의 클래스를 생성한다. 그리고 일치하면 경계 변수값을 Yager의 교접속 연산자를 사용하여 동적으로 변화시킨다.

$$\frac{||x_i^p \wedge w_{ij}||}{||x_i^p||} \geq \rho_j$$

If Match then

$$\rho_j(t+1) = 1 - \wedge(1, \sqrt{((1-\rho_j(t))^2 + (1-\rho_j(t-1))^2)})$$

go to 단계 6

If Mismatch then

단계 3으로 가서 주동근 뉴런 중에 승자 뉴런이 될 수 있는 다음 클래스를 선택하고 승자 뉴런이 될 수 있는 클래스터링층의 클래스가 없으면 새로운 노드의 클래스를 생성한다.

단계 6. 입력 패턴과 승자 노드에 대한 클래스가 일치하면 연결 가중치(w_{ij})을 조정한다.

$$w_{ij}(t+1) = \beta(x_i^p \wedge w_{ij}(t)) + (1-\beta) w_{ij}(t)$$

$$\beta = \frac{\sum(w_{ij} \wedge x_i^p)}{\sum x_i^p} \quad where \quad \beta \leq 1$$

단계 7. 학습할 모든 문자와 숫자가 학습이 끝날 때까지 단계3으로 가서 반복한다.

단계 8. 인식할 경우, 인식할 문자나 숫자를 단계 3에서 단계 5까지를 적용한다.

4. 실험 및 결과

본 논문에서는 50여개의 차량 영상을 제안된 퍼지 ART 학습 알고리즘에 적용시켰다. 차량 영상은 640 ×480 크기의 트루 칼라 이미지이다. 본 논문에서 제안한 방식으로 구현된 자동차 번호판 인식 시스템은 IBM 호환 기종의 펜티엄상에서 델파이 3.0으로 구현하였다. 본 논문의 알고리즘을 적용하여 실험한 결과는 표 1에서와 같다.

표 1. 자동차 번호판 인식 시스템의 추출 및 인식 결과 (실험에서 추출된 결과 개수/원본 개수)

학습, 추출 / 인식 데이터	자동차 번호판 추출 개수	글자 추출 개수	클러스터 개수	인식 성능
숫자	50/50	269/270	244	270/270
문자		148/150	129	150/150

표 2. 정적인 유사도와 제안된 동적인 유사도의 비교 결과 (실험에서 추출된 클러스터의 개수 / 학습 데이터의 개수)

	숫자의 클러스터의 개수	문자의 클러스터의 개수
동적인 유사도	243/269	129/148
정적인 유사도	265/269	145/148

학습하는 과정에서 기존에 있는 클러스터들 중 입력 패턴에 가장 가까운 값을 계산하고, 입력된 패턴이 가장 가까운 클러스터에 포함되는지를 판단한다. 이 과정에서 중요한 요소가 유사도(ρ)값이다. 이 유사도값은 정적인 값으로 설정할 수도 있지만, 동적으로 설정할 수도 있다. 본 논문에서는 퍼지 Yager 함수를 이용하여 유사도값을 동적으로 변화시키고 있다. 합쳐진 클러스터의 개수가 커질수록 유사도값도 합쳐진 클러스터를 포함하기 위하여 동적으로 줄어들게 설정한다. 그림 2에서는 합쳐진 클러스터의 개수에 대해 동적으로 변화하는 유사도값의 변화를 보여주고 있다.

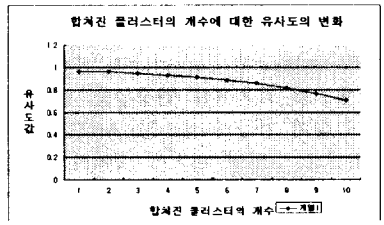

그림 2. 유사도값의 변화

그림 3에서는 본 논문에서 제안된 방식으로 구현된 자동차 번호판 인식 시스템이다. 그리고 번호판 영역에 녹색이 많이 분포된 차량 영상의 경우에는 쉽게 추출이 가능하지만, 전체적으로 녹색이 분포된 차량 영상의 경우에는 녹색의 비율만으로는 번호판 영역을 추출하기 어렵기 때문에 녹색의 비율뿐만 아니라, 흰색의 비율도 분석한다. 그림 4는 녹색의 분포가 아주 잘 나타난 경우로 흰색의 비율을 분석하지 않아도 번호판 영역을 쉽게 추출할 수 있다. 그러나 그림 5은 녹색의 분포가 거의 나타나지 않고 녹색의 분포가 넓

게 퍼져있으므로, 녹색의 비율만으로는 번호판 영역을 추출하기가 어렵다. 그래서 흰색의 비율을 분석한다.

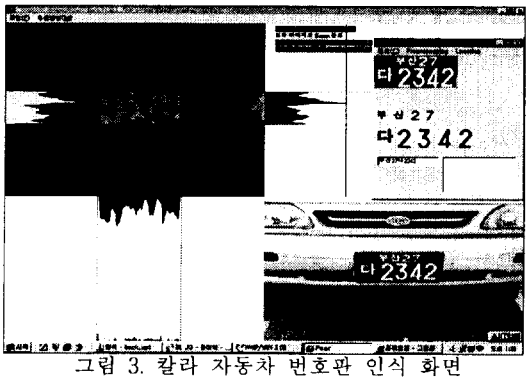

그림 3. 칼라 자동차 번호판 인식 화면

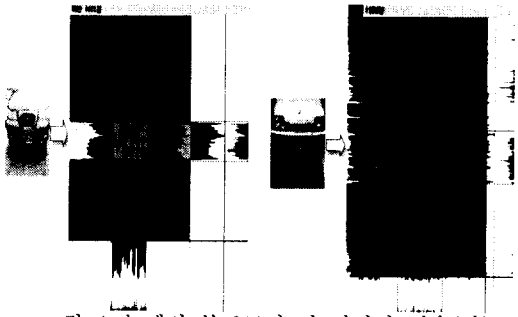

그림 4. 녹색의 분포도가 잘 나타난 경우(좌)
그림 5. 녹색의 분포도가 잘 나타나지 않은 경우(우)

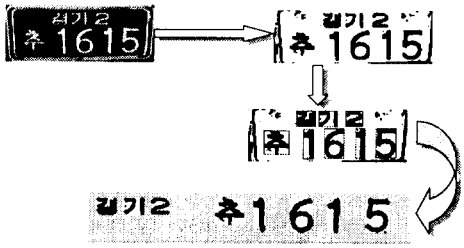

그림 6. 윤곽선을 따라가서 추출한 문자와 숫자

그림 6은 추출된 번호판의 숫자와 문자를 추출하는 순서를 보여준다. 그림 6에서도 볼 수 있듯이, 윤곽선을 이용하여 추출할 경우에 필요 없는 공간이 포함되지 않기 때문에 인식율을 높인다. 그림 7에서는 임계화 작업이 제대로 이루어지지 않아서 추출되지 못한 부분을 보여준다.

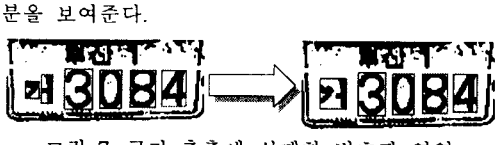

그림 7. 글자 추출에 실패한 번호판 영역

5. 결론

본 논문에서는 번호판 영역의 칼라 정보를 이용하여 차량 영상에서 번호판 영역을 추출하고 기존의 퍼지 ART 학습 알고리즘을 개선하여 자동차 번호판 영역의 각 숫자와 문자를 인식하는 방법을 제안하였다. 50개의 차량 영상에 대해서 50개의 번호판 영역을 추출하였고 개선된 퍼지 ART 학습 알고리즘은 잡음이 있는 자동차 번호판의 숫자나 문자에 대해서 특징들을 정확히 분류하였으며, 인식율이 높다는 것을 실험을 통해서 알 수 있었다.

향후 연구 과제로는 본 논문에서 개선한 퍼지 ART 학습 알고리즘을 적용하여 자동차 번호판 인식 시스템과 데이터베이스와 연결하여 주차관리 시스템을 개발할 것이다.

[참고문헌]

[1] 임은경, 김광백, "새로운 인공 신경망을 이용한 자동차 번호판 인식에 관한 연구," 제11회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 논문집, pp243~245, 1999. 2.

[2] R. Taktak, M. Dufaut, and R. Husson, "Road Modeling and Vehicle Detection By Using Image Processing," IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society, 1994 IEEE International Conference on System, Man, and Cybernetics, pp.2153-2158, 1994, Oct.

[3] 이진배, "조명과 기울기에 강한 차량 번호판 인식에 관한 연구," 숭실대학교 석사 학위논문, 1995. 6.

[4] 조보호, 정성환, "ART2 신경회로망을 이용한 차량 번호판 문자 인식," 한국정보과학회, '97 가을 학술 발표 논문집(2), pp.455-458, 1997. 10.

[5] A. James and Freeman, Neural Networks : Algorithm, Application and Programming Techniques, Addison-Wesley, 1991.

[6] G.A. Carpenter, S. Grossberg, "The ART of Adaptive Pattern Recognition," Journal of IEEE Computer, Vol.21, No.3, 1998.

[7] C. A. Carpenter, S. Grossberg and J. H. Reynolds, "Supervised Real Time Learning and Classification of Nonstationary Data by Self-organizing Neural Networks," Jounral of Neural Networks Vol.4, pp.565-588, 1991.

[8] K. B. Kim, K. C. Kim, "A Study on Face Recognition using New Fuzzy ART," in Proc. ITC_CSCC'98, Vol.2 pp.1057~1060, 1998.

[9] K. B. Kim, M. H. Kang, and E. Y. Cha, " A Fuzzy Competitive Backpropagation using Nervous System," inProc. WCSS'97, pp.183-193, 1997.