

개선된 퍼지 RBF 네트워크를 이용한 여권 인식

Recognition of the Passport by Using Enhanced Fuzzy RBF Networks

류재욱* · 김태경** · 김광백***

신라대학교 인터넷응용공학과*
신라대학교 컴퓨터정보공학과**
신라대학교 컴퓨터공학과***

Jae-Uk Ryu*, Tae-Kyoung Kim** and Kwang-Baek Kim***

*School of Computer Information and Engineering, Silla University

**Dept. of Computer Information and Engineering, Silla University

***Dept. of Computer Engineering, Silla University

E-mail : gbkim@silla.ac.kr

요 약

출입국 관리 시스템은 위조 여권 소지자, 수배자, 출입국 금지자 또는 불법 체류자 등의 출입국 부적격자를 검색하여 출입국자를 관리하고 있다. 이러한 출입국 관리 시스템은 위조 여권 판별이 중요하므로 위조 여권을 판별하는 전 단계로 퍼지 RBF 네트워크 제안하여 여권을 인식하는 방법을 제안한다. 제안된 여권 인식 방법은 소벨 연산자와 수평 스미어링, 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 코드의 문자열 영역을 추출한다. 추출된 문자열 영역을 사다리꼴 타입의 소속 함수를 이용한 퍼지 이진화 방법을 제안하여 이진화하고 이진화된 문자열 영역에 대해서 개별 코드의 문자들을 복원하기 위하여 CDM 마스크를 적용한 후에 수직 스미어링을 적용하여 개별 코드의 문자를 추출한다. 개별 코드의 인식은 퍼지 ART 알고리즘을 개선하여 RBF 네트워크의 중간층으로 적용하는 퍼지 RBF 네트워크를 제안하여 적용한다. 제안된 방법의 성능을 확인하기 위해서 실제 여권영상을 대상으로 실험한 결과, 제안된 방법이 여권 인식에 우수한 성능이 있음을 확인하였다.

키워드 : 퍼지 RBF 네트워크, 윤곽선 추적 알고리즘, 퍼지 이진화, CDM 마스크

1. 서론

공항과 항만 등을 통하여 입국하거나 출국하는 내국인 및 외국인의 출입국 관리는 위조 여권 소지자, 수배자, 출입국 금지자 또는 불법 체류자 등의 출입국 부적격자를 검색하여 출입국자를 관리하기 위하여 행하여진다. 한편, 여권에는 사진, 국적, 성명, 주민등록번호, 성별, 여권번호 등이 포함된 정보들로 구성되어 있다. 이러한 출입국 관리 시스템은 출입국 심사 시간이 길어 출입국자에게 불편이 따르고 출입국 부적격자에 대한 정확한 검색이 불분명한 단점이 있어 체계적으로 관리하기가 어렵다. 따라서 본 논문에서는 소벨

연산자와 수평 스미어링, 윤곽선 추적기법을 적용하여 코드의 문자열 영역을 검출한다. 먼저 소벨 마스크를 이용하여 에지를 검출하고, 소벨 마스크가 적용된 영상에서 스미어링 및 윤곽선 추적을 이용하여 코드의 문자열 영역을 추출한다. 추출된 문자열 영역에 대해 퍼지 이진화를 제안하여 적용한다.

이진이미지를 사용하는 이미지 처리 응용에서 임계치(threshold) 결정은 처리 성능을 결정짓는 중요한 요소이다[1,2]. 일반적으로 영상에 대해 임계값을 최대 밝기값과 최소 밝기값의 평균값으로 설정하여도 물체 영역과 배경 영역을 명확히 분리하지 못할 가능성이 있다. 이는 영상의 픽셀 값이 색상뿐만 아니라 주변 밝기 값에 영향을 받게 되므로 정확한 임계치를 구한

다는 것은 어렵다. 그리고 한 영상 안에는 넓은 영역에 걸쳐 명암도 변화가 일어나고 다양한 유형의 물체가 포함되어 있으므로 스케치 특징점 유무를 판별하는 임계치의 결정에는 애매 모호함이 존재한다[3]. 본 논문에서는 사다리꼴 타입의 소속 함수를 이용한 퍼지 이진화(fuzzy binarization) 방법을 제안하여 추출된 여권의 문자열 영역에 적용한다. 퍼지 이진화된 문자열 영역에 대해서 개별 코드의 문자들을 복원하기 위하여 CDM 마스크를 적용한다. CDM (Conditional Dilation Morphology) 마스크는 비선형 공간 필터 중 모폴로지 필터를 변형시켜 유실문자정보를 복원하기 위해 제안된 마스크이다. CDM 마스크는 조건적 팽창 마스크로 조건에 해당하지 않은 픽셀들은 마스크에 영향을 받지 않고 유지되고 조건에 일치하는 객체만을 팽창하는 방법이다[4]. 하나의 객체가 이미지의 어떤 부분들을 포함하지 않는다면 그 때 객체의 팽창은 그 영역을 침범해서는 안된다. 여권의 특성상 배경영상 제거 과정에서 문자 영상의 정보 유실이 많고 여권의 특성상 처리 속도의 향상을 위해 150dpi의 낮은 해상도로 문자 정보를 입력하기 때문에 가장자리 문자정보의 유실이 많아 침식과정 없이 팽창의 과정만 거쳐서 복원시킨다. CDM 마스크가 적용된 문자열 영역에 대해 수직으로 스미어링하여 코드의 개별 문자를 추출한다.

RBF 네트워크는 빠른 학습 시간, 일반화(generality), 단순화(simplicity)의 특징으로 학습 데이터를 분류하는 작업과 비선형 시스템 모델링 등에 적용되고 있다[5]. 기존의 오류 역전파 학습 알고리즘과 같은 다층 퍼셉트론(multilayer perceptron)의 연결 가중치들이 지역 최소화에 위치하여 학습 패턴들이 잘 분류되지 않은 경우를 방지할 수 있으며 학습 시간을 단축시킬 수 있다[6]. RBF 네트워크의 중간층은 클러스터링하는 층이다. 즉, 이 층의 목적은 주어진 자료 집합을 유사한 클러스터들(homogenous cluster)로 분류하는 것이다. 여기서 유사하다는 것은 입력 데이터들에 대한 특징 벡터 공간사이에서 한 클러스터내의 벡터들간에 거리를 측정하여 정해진 반경내에 존재하면 같은 클러스터로 분류하고 정해진 반경내에 존재하지 않으면 다른 클러스터로 분류한다[7]. 그러나 정해진 반경 내에서 클러스터링하는 것은 잘못된 클러스터를 선택하는 단점을 가지게 된다. 그러므로 중간층을 결정하는 것은 RBF 네트워크의 전반적인 효율성에 큰 영향을 준다. 따라서 퍼지 ART 알고리즘을 개선하여 RBF 네트워크의 중간층으로 적용하는 퍼지 RBF 네트워크를 제안하여 여권의 개별 코드 인식에 적용한다. 사진 영역은 코드의 문자열 영역을 추출한 후에 코드의 문자열 영역이 시작되는 좌표를 중심으로 사진 영역을 추출한다.

2. 문자열 영역 및 개별 코드 추출

여권 이미지는 왼쪽 영역에 사진이 부착되어 있고 오른쪽 영역에는 사용자들의 정보들이 있다. 그리고 여권의 아래에는 사용자의 정보가 하나의 코드처럼 표시되어 있다. 이 코드를 인식하여 사용자의 정보를 인식할 수 있는 여권 인식 알고리즘을 제시한다. 제시된

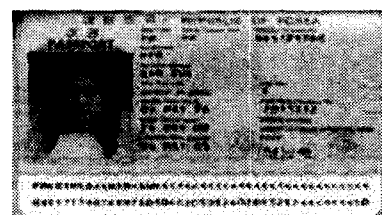
여권 인식의 처리하는 과정은 크게 두 단계로 분류된다. 각종 정보를 얻기 위한 개별 코드 문자와 사진 영역을 추출하는 단계와 추출된 개별 코드 문자를 인식하는 단계로 구분된다.

2.1 문자열 영역 추출

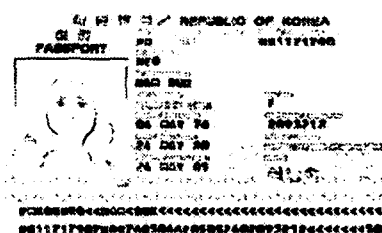
본 논문에서는 사진 영역보다 코드의 문자 영역을 우선적으로 추출한다. 그 이유는 일반적으로 사진 영역은 여권의 좌측에 위치하게 된다. 따라서, 사진 영역을 찾을 때는 사진의 좌측 선부터 찾는 것이 효율적이지만 원본 여권 영상에서 사진의 좌측 선을 찾기 어렵다. 사진 영역을 찾을 수 있는 특징이 없어 코드의 문자열 영역을 추출한 후에 코드의 문자열 영역이 시작되는 지점을 중심으로 하여 사진 영역을 추출한다. 본 논문에서는 그림 1과 같이 현재 사용되고 있는 여권을 기반으로 하여 코드 영역으로 추출한다. 여권 영상에서 사용자의 코드 정보가 있는 배경 영역은 흰색으로 구성되어 있으며 코드정보 영역은 44개의 문자가 두 줄로 정렬되어 있다.

따라서 본 논문에서는 소벨 연산자와 스미어링, 윤곽선 추적기법을 적용하여 코드의 문자열 영역을 검출한다. 먼저 소벨 마스크를 이용하여 에지를 검출하고, 소벨 마스크가 적용된 영상에서 스미어링 및 윤곽선 추적을 이용하여 코드의 문자열 영역을 추출한다. 추출된 문자열 영역에 대해 퍼지 이진화를 적용하고 CDM 마스크를 이용하여 개별 문자를 복원시킨 후 정규화 한다.

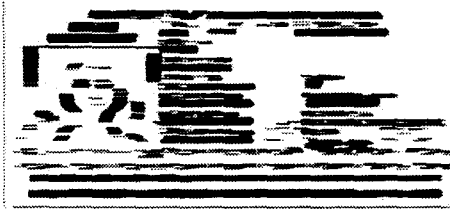
그림 2는 소벨 마스크를 적용한 영상이다. 소벨 마스크를 적용한 영상을 가로 스미어링하여 후보 코드의 문자열 영역을 찾는다. 수평으로 스미어링된 영역들은 그림 3과 같다. 수평 스미어링 후의 영상을 윤곽선 추적 기법을 이용하여 각각의 직사각형 형태의 영역을 찾아, 수평 및 수직비율을 계산하여 비율의 차가 가장 큰 영역을 코드의 문자열 영역으로 추출한다.



[그림 1] 여권 영상

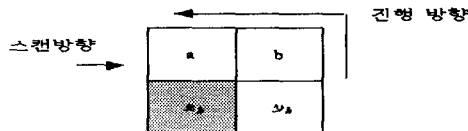


[그림 2] 소벨 마스크를 적용한 영상



[그림 3] 수평 스미어링을 적용한 영상

수평 방향으로 스미어링된 영상에 대해 4 방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용한다. 윤곽선 추적 방법은 영상을 주사하면서 연결 요소를 연결하여 윤곽선을 추출하는 방법이다. 본 논문에서는 수평 방향으로 스미어링된 영상에 대해서 2x2 마스크를 이용하여 윤곽선을 추적한다. 윤곽선 추적은 스미어링된 영상에서 경계 픽셀을 만나기 전까지는 왼쪽에서 오른쪽으로, 위쪽에서 아래쪽으로 스캔한다. 그림 4는 4 방향 윤곽선 추적에 사용한 2x2 마스크로서 경계 픽셀을 만나면 시작점으로 선택하여 마스크를 x_k 에 위치시키고 a 와 b 에 대응하는 두 픽셀을 고려하여 마스크의 진행 방향을 표 1과 같이 결정하고 x_k 가 지나간 픽셀이 윤곽선이 된다. 따라서 코드의 문자열 영역 추출은 스미어링된 영상에 대해 4 방향 윤곽선 추적 방법을 적용하여 픽셀 간의 연결 요소를 연결하여 직사각형 형태의 문자열 영역으로 구분한다. 그리고 수평, 수직의 비율이 가장 큰 직사각형 형태의 영역을 코드의 문자열 영역으로 추출한다.



[그림 4] 윤곽선 추적을 위한 2x2 마스크

표 1. 2x2 마스크에 의한 a와 b의 진행방향

	A	B	X_{k+1}	Y_{k+1}
전진	1	0	A	B
우측	0	1	B	Y_k
우측	1	1	A	X_k
좌측	0	0	X_k	A

2.2 개별 코드 추출

본 논문에서는 사다리꼴 타입의 소속 함수를 이용한 퍼지 이진화 방법을 제안하여 추출된 문자열 영역에 적용한다. 그레이 영상에서의 가장 밝은 값(I_{Max})과 가장 어두운 밝기 값(I_{Min})의 평균값을 T 로 정의한다. 사다리꼴 타입의 소속 함수에서 소속도가 1이 되기 위한 구간 $[I_s, I_e]$ 을 식 (1)과 같이 계산한다.

$$I_s = \frac{T}{3}, I_e = I_s \times 2 \quad (1)$$

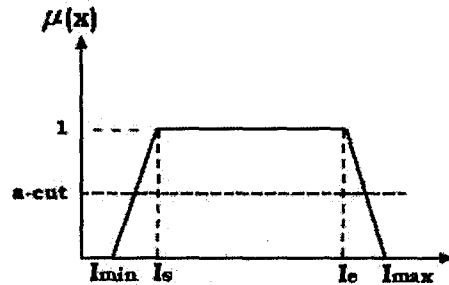
따라서 구간 $[I_{Min}, I_s, I_e, I_{Max}]$ 에 대한 사다리꼴 타입의 소속 함수를 다음과 같이 정의하여 소속도를 계산한다.

$$\begin{aligned} &\text{if } (I_{Min} < I \leq I_s) \text{ then } \frac{1}{(I_s - I_{Min})} \times (I - I_{Min}) + 1 \\ &\text{if } (I_s < I \leq I_e) \text{ then } \mu(I) = 1.0 \\ &\text{if } (I_e < I \leq I_{Max}) \text{ then } \mu(I) = -\frac{1}{I_{Max} - I_e} (I - I_e) + 1 \end{aligned}$$

소속함수에서 구해진 소속도($\mu(I)$)에 α -cut을 적용하여 영상을 이진화 한다. 여기서 적용적 이진화를 위하여 α 값을 식 (2)와 같이 설정한다.

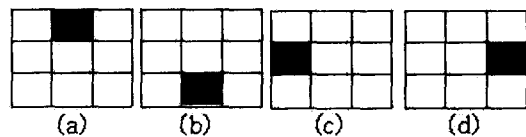
$$\alpha = (avg * 2.02 - 75) / 100 \quad (2)$$

따라서 소속도가 α 값 이상이면 영상의 픽셀값을 255로 정의하고 α 값 미만이면 픽셀 값을 0으로 설정하여 영상을 이진화 한다. 그림 5는 제안된 α -cut을 적용한 사다리꼴 타입의 소속 함수이다.



[그림 5] α -cut을 적용한 사다리꼴 타입의 소속함수

그림 6는 CDM 마스크이다.

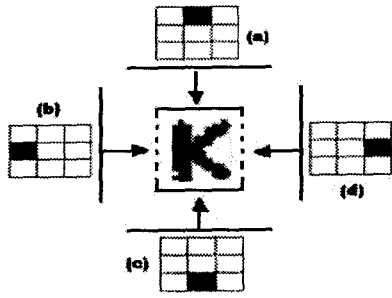


(a)(b) horizontal reconstruct(상,하)
(c)(d) vertical reconstruct(좌,우)

[그림 6] CDM Mask

CDM 마스크는 최외각의 픽셀에만 관여하기 때문에 낮은 해상도로 스캔된 실험 영상에서도 효과적으로 복원이 가능하다. 그림 7은 CDM 마스크의 적용형태로 상,하,좌,우방향으로 수렴하는 과정을 나타내었다.

CDM 마스크가 적용된 문자열 영역에 대해 수직으로 스미어링 한다. 수직으로 스미어링된 문자열 영역에서 수직축의 좌표를 이용하여 개별 코드들을 구분하고, 수평축의 좌표를 이용하여 개별 코드의 크기를 정한다.



[그림 7] CDM Mask의 적용 형태

2.3 사진 영역 추출

코드의 문자열 영역을 추출한 후에 코드의 문자열 영역이 시작되는 좌표를 중심으로 사진 영역을 추출한다. 코드의 문자열 영역이 시작되는 좌표로부터 영상의 1/3 정도의 크기를 가진 영역을 사진이 있는 후보 영역으로 설정한다. 소벨 마스크는 잡음에는 민감하지만, 에지로 추출되는 선이 굵게 나타나기 때문에 사진의 윤곽이 더 잘 선명하게 나타난다. 따라서 선택되어진 후보 영역에 대해 소벨 마스크를 적용하여 에지를 추출한다. 소벨 마스크가 적용된 영상에 히스토그램을 이용하여 사진영역의 위치 정보를 찾는다. 사진 영역은 사진 테두리의 에지 길이가 다른 영역과 비교해서 x축의 에지 길이 보다 y축의 에지 길이가 크게 나타나고, 수평과 수직의 길이 비율이 3:4 정도의 비율을 가진다. 이와 같은 정보를 이용하여 히스토그램만을 이용한 방법보다 사진 영역의 추출 시간을 단축시킨다.

3. 개선된 퍼지 RBF 네트워크를 이용한 여권 인식

개선된 퍼지 RBF 네트워크를 이용한 학습은 크게 두 단계로 구분된다. 첫 번째 단계는 입력층과 중간층 사이의 경쟁학습이 수행되고, 두 번째 단계는 중간층과 출력층 사이의 지도학습이 수행된다.

개선된 퍼지 RBF 네트워크의 입력층과 중간층 사이의 출력 벡터는 식(3)과 같다. 그리고 식(4)와 같이 가장 큰 출력 벡터를 가진 노드가 승자 노드가 된다.

$$O_j = \frac{\|x_i^p \wedge w_{ij^*}\|}{\alpha + w_{ij^*}} \quad (3)$$

$$O_j = \vee(O_j) \quad (4)$$

\wedge 과 \vee 는 최소값과 최대값을 계산하는 퍼지 논리 연산자이고, w_{ij^*} 는 입력층과 승자 노드로 선택된 중간층 사이의 연결 가중치이다.

개선된 퍼지 RBF 네트워크에서 중간층의 승자 노드는 입력 벡터와 은닉층의 수렴 정도가 가장 큰 값을 계산하여 승자 노드로 선정한다. 여기서 O_j 는 출력값이고 O_j 는 j번째가 승자로 선택된 뉴런을 의미한다. 그리고 α 는 0과 1사이의 상수이다. 기존의 퍼지 ART에서 경계 변수(vigilance parameter)는 패턴들을 클러스터링하는 반지름 값이 되며 임의의 패턴과 저장된

패턴과의 불일치(mismatch) 허용도를 결정한다. 이 경계 변수가 크면 입력 패턴과 기대 패턴 사이에 약간의 차이만 있어도 새로운 카테고리(category)로 분류하게 된다. 반대로 경계 변수가 적으면 입력 패턴과 기대 패턴 사이에 많은 차이가 있더라도 유사성이 인정되어 입력 패턴들을 대략적으로 분류한다. 그러므로 기존의 퍼지 ART 알고리즘을 이용하여 실세계의 영상 인식 문제에 적용할 경우에는 경험적으로 경계 변수를 설정하므로 유사한 패턴들이 서로 다른 클러스터로 분류되거나 서로 다른 패턴들이 같은 클러스터 분류되는 경우가 발생한다[8]. 따라서 본 논문에서는 제안된 퍼지 RBF 네트워크의 중간층으로 개선된 퍼지 ART를 적용한다. 개선된 퍼지 ART는 퍼지 논리 접속 연산자를 이용하여 경계 변수를 유사성을 가지는 특징에 따라 동적으로 조정한다. 그리고 저장 패턴들과 학습 패턴간의 유사성과 경계 변수의 차이를 이용하여 가중치 조정에 적용한다. 개선된 퍼지 ART 알고리즘에서 경계 변수(ρ)는 Yager의 교 접속 연산자를 이용하여 동적으로 조정한다. 경계 변수 조정은 유사성이 경계 변수 보다 크거나 같은 경우에만 경계 변수를 동적으로 조정한다. 유사성이 인정되는 학습 패턴에 대해서 학습 패턴의 목표값과 저장패턴의 목표값과 비교하여 같은 경우에는 경계 변수를 감소시키고 입력층과 중간층 사이의 연결 강도를 조정한다. 만약 학습 패턴의 목표값($T_{j^*}^p$)과 저장패턴의 목표값($T_{j^*}^s$)이 같지 않은 경우에는 경계 변수를 증가시키고 다음의 승자 노드를 선택한다. 경계 변수를 동적으로 조정하는 알고리즘은 다음과 같다.

$$\text{if } (T_{j^*}^p \neq T_{j^*}^s) \text{ then} \\ \rho(t+1) = 1 - \wedge(1, ((1 - \rho(t))^{-2} + (1 - \rho(t-1))^{-2})^{-1/2}) \\ \text{else } \rho(t+1) = 1 - \wedge(1, \sqrt{(1 - \rho(t))^2 + (1 - \rho(t-1))^2})$$

선정된 승자 노드에 대한 유사성의 검증은 식 (5)와 같다.

$$\frac{\|w_{ij^*} \wedge x_i^p\|}{\|x_i^p\|} < \rho \quad (5)$$

ρ 는 제안된 알고리즘의 경계 변수이고, 승자노드의 출력 벡터가 경계변수보다 크거나 같으면 유사성이 인정되어 같은 패턴으로 분류하고 아니면 다른 패턴으로 분류한다. 같은 패턴으로 분류되면, 입력 패턴의 유사한 특징을 연결 강도에 반영하기 위해 연결 강도를 조정한다. 제안된 알고리즘에서 연결강도의 조정은 식 (6)과 같다.

$$w_{ij^*}(t+1) = \beta(x_i^p \wedge w_{ij^*}(t)) + (1 - \beta)w_{ij^*}(t) \quad (6)$$

여기서 β 는 0과 1의 값을 가지는 학습률이다.

기존의 퍼지 ART 알고리즘에서 가중치를 조정할 때 β 는 경험적인 값으로 설정한다. 기존의 퍼지 ART에서 β 값을 크게 설정하면 인식율이 낮아진다.

그 원인은 클러스터의 갯수가 증가하게 될 경우에는 이전에 저장된 패턴의 정보가 손실되어 인식율이 낮아지게 된다. 반대로 β 값을 작게 설정하여 학습

하게 되면 현재의 학습 패턴의 정보가 저장 패턴에 반영되는 정도가 낮아지게 되어 클러스터의 수가 증가하게 된다. 따라서 본 논문에서는 저장 패턴들과 학습 패턴간의 유사성과 경계 변수의 차이를 이용하여 β 값에 적용한다. 개선된 퍼지 ART 알고리즘에서 β 값의 조정은 식 (7)과 같이 계산한다.

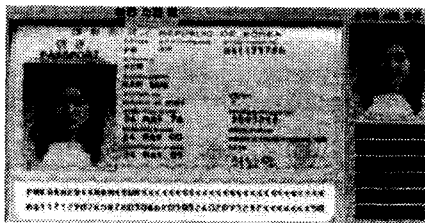
$$\beta = \frac{\frac{\|w_{ij} \wedge x_i^p\|}{\|x_i^p\|} - \rho}{1 - \rho} \quad (7)$$

4. 실험 및 결과 분석

본 논문에서 제안된 알고리즘의 성능을 분석하기 위하여 Intel Pentium-IV 2GHz CPU와 256MB RAM이 장착된 IBM 호환 PC상에서 C++ 빌더로 구현하였다. 실험에 사용된 여권 영상은 HP ScanJet 4200C 스캐너를 이용하여 600 × 437 픽셀 크기를 가진 20개의 여권 영상을 수집하여 성능 평가 실험에 적용하였다. 그림 1의 여권 영상에 대해 코드의 문자열 영역과 개별 코드 문자의 추출 결과는 그림 8의 (a)와 같고 사진 영역 추출 결과는 그림 8의 (b)와 같다.



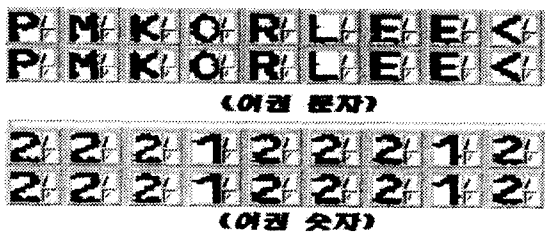
(a) 코드 문자 추출 결과



(b) 사진영역 추출 결과

[그림 8] 개별 코드 및 사진 영역 추출 결과

그림 9은 제안된 퍼지 이진화 방법에 CDM 마스크를 적용한 결과이다.



[그림 9] 퍼지 이진화 및 CDM 마스크의 결과

20개의 여권 영상에서 추출된 코드 문자열의 수와 개별 코드 문자의 수는 표 2와 같다. 표 2에서와 같이 40개의 코드의 문자열 영역과 1760개의 개별 코드가 모두 추출되었다.

표 2. 코드 문자열 영역 및 개별 코드 추출 개수

	문자열영역	개별코드
추출된 수	40/40	1760/1760

20개의 여권 영상에서 추출된 1760개의 개별 코드 중에서 출입국자의 정보로 사용되는 여권의 종류, 국적, 성명, 성별 등의 개별 코드 문자와 구분 문자는 1140개이고 여권 번호, 주민등록 번호 등의 숫자 문자는 620개이다. 개별 코드 문자 1140개와 개별 코드 숫자 620개에 대한 제안된 퍼지 ART와 기존의 퍼지 ART간의 생성된 클러스터의 수의 결과는 표 3과 같다. 표 3에서 기존의 퍼지 ART에서 문자와 숫자의 경계 변수를 각각 0.90와 0.85로 설정하였고 제안된 퍼지 ART에서는 문자와 숫자의 초기 경계 변수를 각각 0.95와 0.85로 설정한 경우이다.

표 3. 제안된 퍼지 ART와 기존의 퍼지 ART간의 생성된 클러스터의 수

		생성된 클러스터 수 (클러스터의 수 / 패턴의 수)
문자	제안된 퍼지 ART	48 / 1140
	기존의 퍼지 ART	303 / 1140
숫자	제안된 퍼지 ART	14 / 620
	기존의 퍼지 ART	142 / 620

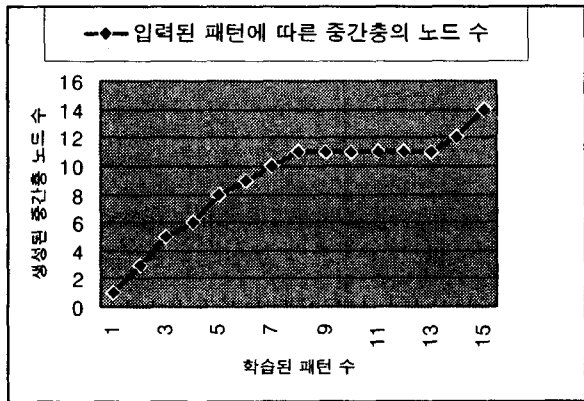
표 3의 결과에서 제안된 퍼지 ART 알고리즘이 기존의 퍼지 ART 알고리즘 보다 클러스터의 수가 적게 생성되었다. 그러므로 제안된 퍼지 ART 알고리즘이 기존의 퍼지 ART 알고리즘보다 유사한 패턴들이 다른 클러스터로 생성되지 않았고 서로 다른 유사한 패턴들이 같은 클러스터로 분류되는 부분이 개선되었다. 따라서 제안된 퍼지 ART 알고리즘을 RBF 네트워크의 중간층으로 적용하여 20개의 여권 영상에서 추출한 개별 코드를 학습 및 인식한 결과는 표 4와 같다.

표 4. 퍼지 RBF 네트워크 의한 학습 및 인식 결과

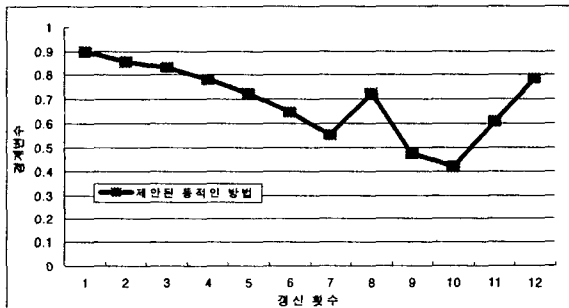
퍼지 RBF 네트워크	생성된 중간층의 노드 수	Epoch 수	인식 개수
문자	48/1140	4068	1140/1140
숫자	14/620	1527	620/620

표 4에서 퍼지 RBF 네트워크에서 중간층의 노드를 생성 및 갱신하는데 사용된 초기 경계 변수를 코드 문자에서는 0.9, 숫자에서는 0.85로 설정하였다. 표 4에서와 같이 20개의 여권 영상에서 개별 코드들이 모두 인식되었다. 제안된 퍼지 RBF 네트워크에서 숫자 학습 패턴 수에 따른 중간층에서 생성되는 노드 수를 그림 10으로 나타내었다. 그림 11은 제안된 퍼지 RBF 네트워크의 중간층을 클러스터링 하는 과정에서 경계

변수의 갱신된 횟수에 따른 동적 변화 과정을 나타내었다. 제안된 퍼지 RBF 네트워크에서는 서로 다른 패턴들이 유사성이 인정되어도 학습 패턴의 목표값과 저장패턴의 목표값과 비교하여 같은 경우에는 경계 변수를 감소시키고 다른 경우에는 경계 변수를 증가시키므로 서로 다른 패턴들이 같은 클러스터로 분류되지 않았고 유사한 패턴들은 같은 클러스터로 분류되었다. 그리고 제안된 방법에서는 입력층과 중간층의 승자 노드간의 가중치 조정에 저장 패턴들과 학습 패턴간의 유사성과 경계 변수의 차이를 이용하여 학습률을 적용하므로 인식율이 향상되었다.



[그림 10] 숫자패턴 수에 따른 생성된 중간층 노드수



[그림 11] 경계 변수 변화 과정

5. 결론 및 향후 연구과제

현행 출입국 관리는 여권 소지자, 수배자, 출입국 금지자 또는 불법 체류자 등의 출입국 부적격자를 검색하여 출입국자를 관리하고, 여권의 데이터베이스와 대조하였다. 이러한 출입국 관리 시스템은 출입국 심사 시간이 길어 출입국자에 불편을 제공하고 출입국 부적격자에 대한 정확한 검색이 이루어지지 않아 체계적으로 관리가 어려웠다. 이러한 종래의 문제를 개선하기 위하여 소벨 연산자와 수평·수직 스미어링, 윤곽선 추적 알고리즘, 사다리꼴 타입의 소속함수를 이용한 퍼지 이진화 방법과 퍼지 RBF 네트워크를 이용하여 여권을 인식하는 방법을 제안하였다.

본 논문에서는 3×3 소벨 마스크를 이용하여 에지를 검출하고, 3×3 소벨 마스크가 적용된 영상을 수평 방향으로 스미어링 한 후에 4방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 코드의 문자열 영역을 추출하였다. 추출된 문자열 영역을 사다리꼴 타입의 소속 함수를 이용

한 퍼지 이진화 방법을 제안하여 이진화 하였고 이진화된 문자열 영역에 대해서 개별 코드의 문자들을 복원하기 위하여 CDM 마스크를 적용한 후에 수직 스미어링을 적용하여 개별 코드의 문자를 추출하였다. 추출된 개별 코드를 인식하기 위하여 퍼지 RBF 네트워크를 제안하였다. 제안된 퍼지 RBF 네트워크는 퍼지 ART 알고리즘을 개선하여 RBF 네트워크의 중간층으로 적용하였다. 제안된 퍼지 RBF 네트워크를 이용하여 개별 코드의 문자와 숫자를 학습하고 인식하였다.

제안된 방법의 성능을 확인하기 위해서 실제 20개의 여권 영상을 대상으로 실험한 결과, 20개의 모든 여권 영상에서 개별 코드들이 추출 및 인식되어 제안된 방법이 여권 인식에 우수한 성능이 있음을 확인하였다.

그리고 개선된 퍼지 ART와 기존의 퍼지 ART를 여권의 코드들을 학습하는데 적용한 결과, 개선된 퍼지 ART 알고리즘이 기존의 퍼지 ART 알고리즘보다 클러스터의 수가 현저히 적게 생성되었고 인식율이 개선되었다. 따라서 개선된 퍼지 ART 알고리즘을 RBF 네트워크의 중간층으로 적용하는 것이 효율적인 것을 확인하였다.

향후 연구 과제로는 제안된 여권 인식 방법을 위조 여권 판별에 적용하기 위하여 얼굴 인증 방법에 대한 연구가 추가되어야 할 것으로 보인다.

참고문헌

- [1] Jain, A. K. Fundamental of Digital Image Processing, Englewood Cliffs, New Jersey : Prentice-Hall, 1989.
- [2] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 9, No. 1, pp.62-66, 1979.
- [3] S. K. Pal and R. A. King, "Image enhancement using smoothing with fuzzy sets," IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 11, No. 7, pp.491-501, 1981.
- [4] 배재휘, 최진수, 심재창, 하영호, "방향성 다중모폴로지컬 필터를 이용한 영상 복원," 전자공학회논문지, 제30 B권, 제9호, pp.888-895, 1993.
- [5] M. Waranbe, K. Kuwata and R. Katayma, "Adaptive Tree-Structured Self Generating Radial Basis Function and its Application to Nonlinear Identification Problem," Proceedings of IIZUKA, pp.167-170, 1994.
- [6] M. L. Kothari, S. Madnani and R. Segal, "Orthogonal Least Square Learning Algorithm Based Radial Basis Function Network Adaptive Power System Stabilizer," Proceedings of IEEE SMC, Vol. 1, pp.542-547, 1997.
- [7] K. B. Kim, M. H. Kang and E. Y. Cha, "A Fuzzy Self_Organized Backpropagation using Nervous System," Proceedings of IEEE SMC, Vol.5, pp.1457-1462, 1997.
- [8] 김광백, 윤홍원, "퍼지 신경망을 이용한 기관지 편평암 인식에 관한 연구," 대한의료정보학회지, 제5권, 제1호, pp.77-87, 1999.