

개선된 퍼지 신경망을 이용한 여권 인식 시스템

Recognition System of Passports by Using Enhanced Fuzzy Neural Networks

류재욱*, 김광백**

신라대학교 인터넷응용공학과*

신라대학교 컴퓨터공학과**

Jae-Uk Ryu* and Kwang-Baek Kim**

*Dept. of Internet Application Engineering, Silla University

**Dept. of Computer Engineering, Silla University

e-Mail : ryujaek@hanmir.com

gbkim@silla.ac.kr

요 약

출입국 관리 절차를 간소화하는 방안의 하나로 퍼지 신경망을 이용한 여권 인식 시스템을 제안한다. 제안된 여권 인식 방법은 소벨 연산자와 수평 스미어링, 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 코드의 문자열 영역을 추출한다. 여권의 문자열 영역은 OCR 문자 서체로 구성되어 있고, 명도 차이가 다양하게 나타난다. 따라서 추출된 문자열 영역을 블록 이진화와 평균 이진화를 각각 수행하고 그 결과들을 AND 비트 연산을 취하여 적용적으로 이진화한다. 이진화된 문자열 영역에 대해서 개별 코드의 문자들을 복원하기 위하여 CDM(Conditional Dilation Morphology) 마스크를 적용한 후, 역 CDM마스크와 HEM(Hit Erosion Morphology)마스크를 적용하여 잡음을 제거한다. 잡음이 제거된 문자열 영역에 대해 수직 스미어링을 적용하여 개별 코드의 문자를 추출한다. 추출된 개별 코드의 인식은 퍼지 ART 알고리즘을 개선하여 RBF 네트워크의 중간층으로 적용하는 퍼지 RBF 네트워크와 개선된 퍼지 ART 알고리즘과 지도 학습을 결합한 퍼지 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 각각 제안하여 여권의 개별 코드 인식에 적용한다. 제안된 방법의 성능을 확인하기 위해서 실제 여권 영상을 대상으로 실험한 결과, 제안된 추출 및 인식 방법이 여권 인식에서 우수한 성능이 있음을 확인하였다.

Keywords : 윤곽선 추적 알고리즘, 적용 이진화, CDM 마스크, 퍼지 RBF 네트워크, 퍼지 자가 생성 지도 학습 알고리즘

1. 서론

오늘날 국가간의 교류가 활발해지고 다양화됨에 따라 내·외국인의 출입국자수가 큰 폭으로 증가하고 체류 외국인의 활동 폭이 넓어지고 있으며, 불법취업 외국인의 증가에 따라 밀입국하거나 위·변조된 여권/사증 등의 사용 등으로 우리나라에 입국하려고 하는 외국인의 수가 급증하는 등 출입국환경이 크게 변화하고 있다. 이와 같은 상황에서 우리나라 출입국 관리행정의 당면과제는 해마다 급증하는 출입국 심사 업무를 신속히 처리하여 출입국자에게 최대한으로 편의를 제공하는데 있다[1,2]. 따라서 본 논문에서는 소벨 연산자와 수평 스미어링, 3x3 윤곽선 추적 마스크를 적용하여 코드의 문자열 영역을 검출한다. 먼저 소벨 마스크를 이용하여 에지를 검출하고, 소벨 마스크가 적용

된 영상에서 스미어링 및 윤곽선 추적을 이용하여 코드의 문자열 영역을 추출한다. 추출된 문자열 영역을 블록 이진화와 평균 이진화를 각각 수행하여 그 결과들을 AND 비트 연산을 취하는 적용 이진화를 제안하여 적용한다. 이진 이미지를 사용하는 이미지 처리 응용에서 임계치(threshold) 결정은 처리 성능을 결정짓는 중요한 요소이다[3]. 일반적으로 영상에 대해 임계값을 최대 밝기값과 최소 밝기값의 평균값으로 설정하여도 물체 영역과 배경 영역을 명확히 분리하지 못할 가능성이 있다. 블록 평균 이진화의 경우에는 전체 영상을 블록으로 나누어 이진화 하므로 특징점 유무를 판별하는 데는 효과적이지만 불필요한 특징점 및 잡음이 발생한다. 그러므로 본 논문에서는 블록 평균 이진화와 전체 평균 이진화의 결과를 AND 비트 연산을 취하는 방법을 제안하여 추출된 여권의 문자열 영역에

적용한다. 적응적으로 이진화된 문자열 영역에 대해서 개별 코드의 문자들을 복원하기 위하여 CDM(Conditional Dilution Morphology) 마스크를 적용한 후, 역 CDM 마스크와 HEM(Hit Erosion Morphology)마스크를 적용하여 잡음을 제거한다. 잡음이 제거된 문자열 영역에 대해 수직 스미어링을 적용하여 개별 코드의 문자를 추출한다. RBF 네트워크는 빠른 학습 시간, 일반화(generality), 단순화(simplicity)의 특징으로 학습 데이터를 분류하는 작업과 비선형 시스템 모델링 등에 적용되고 있다[4]. 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[5]. RBF 네트워크의 중간층은 클러스터링하는 층이다. 즉, 이 층의 목적은 주어진 자료 집합을 유사한 클러스터들(homogeneous 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. 그러나 정해진 반경내에서 클러스터링하는 것은 잘못된 클러스터를 선택하는 단점을 가지게 된다[6]. 그러므로 중간층을 결정하는 것은 RBF 네트워크의 전반적인 효율성에 큰 영향을 준다. 따라서 퍼지 ART 알고리즘을 개선하여 RBF 네트워크의 중간층으로 적용하는 퍼지 RBF 네트워크와 개선된 퍼지 ART 알고리즘과 지도 학습을 결합한 개선된 퍼지 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 각각 제안하여 여권의 개별 코드 인식에 적용한다.

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.

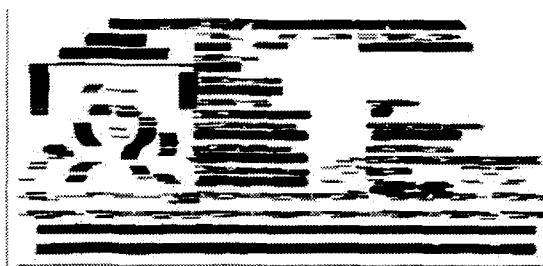
2.1 문자열 영역 추출

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 영역을 추출한다. 여권 영상에서 사용자의 코드 정보가 있는 배경 영역은 흰색으로 구

성되어 있으며 코드정보 영역은 44개의 문자가 두 줄로 나열되어 있다. 먼저 소벨 마스크를 적용하여 에지를 검출한다. 소벨 마스크가 적용된 영상을 수평 방향으로 스미어링 하여 후보 코드의 문자열 영역을 찾는다. 수평으로 스미어링된 영역들은 그림 2와 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

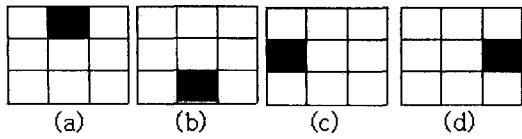


[그림 2] 수평 스미어링을 적용한 영상

윤곽선 추적 방법은 영상을 주사하면서 연결 요소를 연결하여 윤곽선을 추출하는 방법이다[7]. 본 논문에서는 수평 방향으로 스미어링된 영상에 대해서 2x2 마스크를 이용하여 윤곽선을 추적한다. 따라서 코드의 문자열 영역 추출은 스미어링된 영상에 대해 4방향 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.

2.2 개별 코드 추출

본 논문에서는 블록 이진화와 평균 이진화에 대한 AND 비트 연산을 취하여 적응적 이진화 방법을 제안하여 문자열 영역에 적용한다. 블록 이진화는 특징점이 세밀하게 나타나지만 배경 영역에 잡음이 많이 존재한다. 평균 이진화는 문자 영역에 잡음이 많이 존재하지만 배경영역에는 잡음이 적게 나타난다. 그러므로 두 연산 결과를 흑화소를 기준으로 AND 비트 연산을 취하여 문자의 특징은 강화시키고 배경 및 잡음을 제거시킨다.

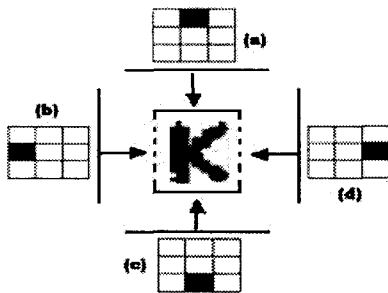


(a)(b) horizontal reconstruct(상,하)

(c)(d) vertical reconstruct(좌,우)

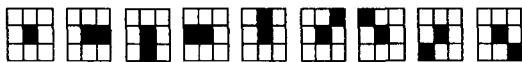
[그림 3] CDM 마스크

그림 3은 CDM 마스크이고 CDM 마스크는 최외각의 픽셀에만 관여하기 때문에 낮은 해상도로 스캔된 영상에서도 효과적으로 복원이 가능하다[8]. 그림 4는 CDM 마스크의 적용 형태로 상,하,좌,우방향으로 수행하는 과정을 나타내었다.



[그림 4] CDM Mask의 적용 형태

CDM 마스크가 적용된 영상에 대해 HEM 마스크를 적용한다. HEM(Hit Erosion Morphology) 마스크는 일치 및 불일치(hit and miss)변환을 이용하여 문자의 단순한 형상들의 위치를 찾기 위해 설계된 변형된 침식 연산자이다[8]. HEM 마스크와 일치시 "hit"이며 이때 문자 영역은 0이 된다. 작은 영역은 이진화 했을 때 문자정보 보다 차지하는 영역이 적다. 3x3 마스크를 이용하여 픽셀의 개수가 2 픽셀 이하인 고립점을 제거한다. HEM 마스크를 적용시 불일치된 픽셀은 영향을 받지 않고 그대로 유지되는 방법으로 원점 픽셀(i, j)를 기준으로 n = 0 인 고립점과 8-이웃의 경계점 중에서 n = 1인 점을 찾아 일치하는 부분을 침식(dilation)시킨다. 그림 5는 잡음을 제거하기 위한 HEM 마스크이다.



[그림 5] 잡음을 제거하기 위한 HEM mask

HEM 마스크가 적용된 문자열 영역에 대해 수직 방향으로 스미어링 한다. 수직으로 스미어링된 문자열 영역에서 수직축의 좌표를 이용하여 개별 코드들을 구분하고, 수평축의 좌표를 이용하여 개별 코드의 크기를 결정한다.

3. 개선된 퍼지 신경망을 이용한 여권 인식

본 논문에서는 퍼지 ART 알고리즘을 개선하여 RBF

네트워크의 중간층으로 적용하는 퍼지 RBF 네트워크와 개선된 퍼지 ART 알고리즘과 지도 학습을 결합한 개선된 퍼지 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 각각 제안하여 여권의 개별 코드 인식에 적용한다.

3.1 제안된 퍼지 RBF 네트워크

개선된 퍼지 RBF 네트워크의 입력층과 중간층 사이의 출력 벡터는 식(1)과 같다. 그리고 식(2)와 같이 가장 큰 출력 벡터를 가진 노드가 승자 노드가 된다.

$$O_j = \frac{\|x_i^p \wedge W_{ji}\|}{\alpha + W_{ji}} \quad (1)$$

$$O_{j^*} = \vee(O_j) \quad (2)$$

\wedge 과 \vee 는 최소값과 최대값을 계산하는 퍼지 논리 연산자이다. 개선된 퍼지 RBF 네트워크에서 중간층의 승자 노드는 가장 큰 출력 벡터를 가진 노드를 승자 노드로 선정한다. 여기서 O_j 는 출력 벡터이고 O_{j^*} 는 j번째가 승자로 선택된 뉴런을 의미한다. 그리고 α 는 0과 1사이의 상수이다. 선정된 승자 노드에 대한 유사성의 검증은 식 (3)과 같다.

$$\frac{\|W_{j^*i} \wedge x_i^p\|}{\|x_i^p\|} < \rho \quad (3)$$

ρ 는 경계 변수이고, 승자노드의 출력 벡터가 경계변수보다 크면 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 (4)과 같다.

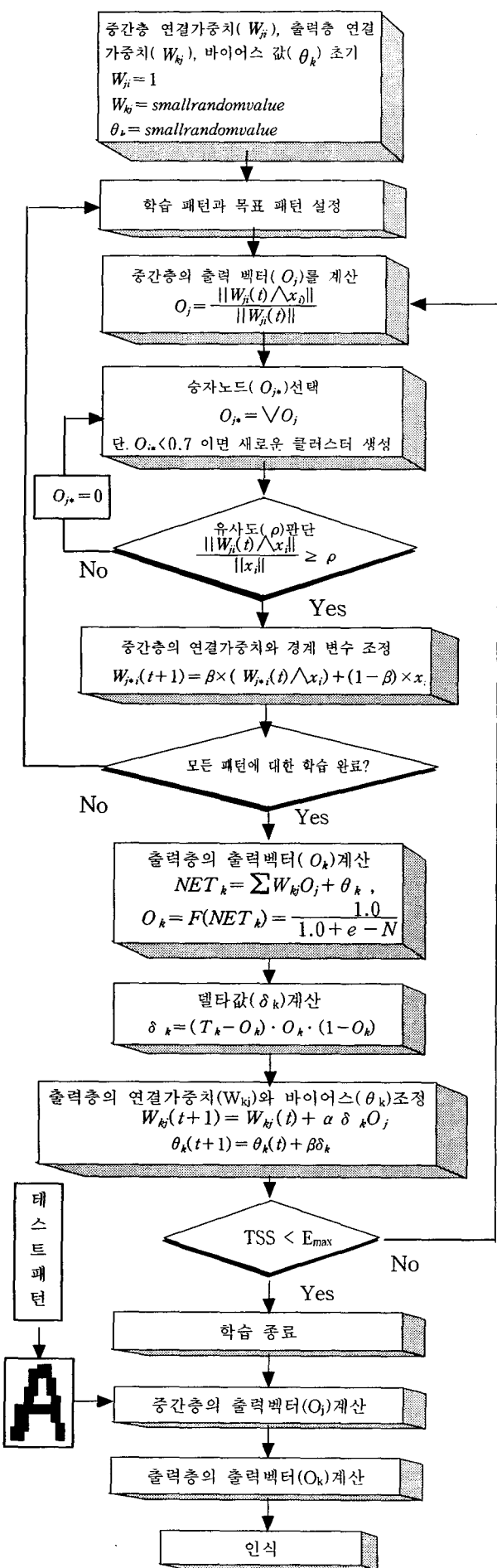
$$W_{j^*i}(t+1) = \beta(x_i^p \wedge W_{j^*i}(t)) + (1 - \beta)W_{j^*i}(t) \quad (4)$$

여기서 β 는 0과 1의 값을 가지는 학습 파라미터이다. 기존의 퍼지 ART 알고리즘에서 가중치를 조정할 때 β 는 경험적인 값으로 설정한다. 기존의 퍼지 ART에서 β 값을 크게 설정하면 인식률이 낮아진다.

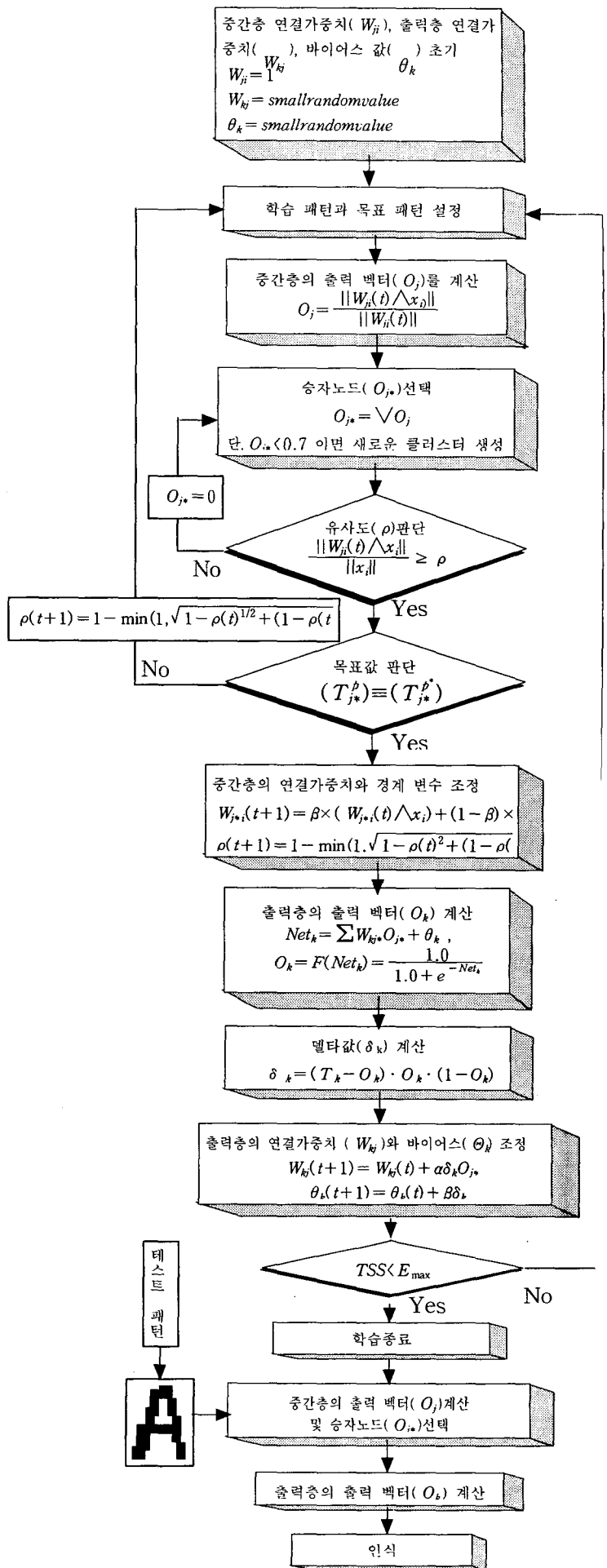
그 원인은 클러스터의 갱신된 횟수가 증가하게 될 경우에는 이전에 저장된 패턴의 정보가 손실되어 인식율이 낮아지게 된다. 반대로 β 값을 작게 설정하여 학습하게 되면 현재의 학습 패턴의 정보가 저장 패턴에 반영되는 정도가 낮아지게 되어 클러스터의 수가 증가하게 된다. 따라서 본 논문에서는 저장 패턴들과 학습 패턴간의 유사성과 경계 변수의 차이를 이용하여 β 값에 적용한다. 개선된 퍼지 ART 알고리즘에서 β 값의 조정은 식 (5)과 같이 계산한다.

$$\beta = \frac{\frac{\|W_{j^*i} \wedge x_i^p\|}{\|x_i^p\|} - \rho}{1 - \rho} \quad (5)$$

따라서 여권 인식을 위해 제안된 퍼지 RBF 네트워크의 학습 및 인식 흐름도는 그림 6과 같다.



[그림 6] 여권 인식을 위한 제안된 퍼지 RBF 네트워크의 학습 및 인식 흐름도



[그림 7] 여권 인식을 위한 제안된 퍼지 자가 생성 지도 학습 알고리즘의 학습 및 인식 흐름도

3.2 제안된 퍼지 자가 생성 지도 학습 알고리즘

오류 역전파 학습 알고리즘은 영상 인식 등에 적용할 경우에 은닉층의 노드 수를 경험적으로 설정해야하며, 그에 따라 인식률이 좌우되는 문제점이 있다[9]. 본 논문에서는 개선된 퍼지 ART 알고리즘과 지도 학습 방법을 결합하여 퍼지 신경망의 은닉층 노드 수를 동적으로 변화시키는 개선된 퍼지 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 제안한다. 제안된 퍼지 자가 생성 지도 학습 알고리즘은 다음과 같은 구조적인 특징을 갖는다.

(1) 입력층과 은닉층의 연결 구조는 개선된 퍼지 ART의 구조와 같고, 여기에서 출력층은 제안된 퍼지 신경망의 은닉층이다.

(2) 은닉층의 노드는 각 클래스를 나타낸다. 따라서 전체적으로 완전 연결 구조를 가지나, 목표 벡터와 실제 출력 벡터를 비교하여 역전파시킬때는 개선된 퍼지 ART에서 승자 뉴런으로 선택된 대표 클래스에 연결된 연결 가중치만을 역전파하는 승자 뉴런 방식을 채택한다.

개선된 퍼지 ART는 퍼지 논리 접속 연산자를 이용하여 경계 변수를 유사성을 가지는 특징에 따라 동적으로 조정한다. 개선된 퍼지 ART 알고리즘에서 경계 변수(ρ)는 Yager의 교 접속 연산자를 이용하여 동적으로 조정한다. 경계 변수 조정은 유사성이 경계 변수보다 크거나 같은 경우에만 경계 변수를 동적으로 조정한다. 유사성이 인정되는 학습 패턴에 대해서 학습 패턴의 목표값과 저장패턴의 목표값과 비교하여 같은 경우에는 경계 변수를 감소시키고 입력층과 은닉층 사이의 연결 강도를 조정한다. 만약 학습 패턴의 목표값(T_p^*)과 저장패턴의 목표값(T_s^*)이 같지 않은 경우에는 경계 변수를 증가시키고 다음의 승자 노드를 선택한다. 경계 변수를 동적으로 조정하는 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & \text{if } (T_p^* \neq T_s^*) \text{ then} \\ & \rho(t+1) = 1 - \sqrt[1]{(1 - \sqrt{(1 - \rho(t))^{-2} + (1 - \rho(t-1))^{-2}})^{-1/2}} \\ & \text{else } \rho(t+1) = 1 - \sqrt[1]{(1 - \sqrt{(1 - \rho(t))^2 + (1 - \rho(t-1))^2})} \end{aligned} \quad (6)$$

여권 인식을 위해 제안된 퍼지 자가 생성 지도 학습 알고리즘의 학습 및 인식 흐름도는 그림 7과 같다.

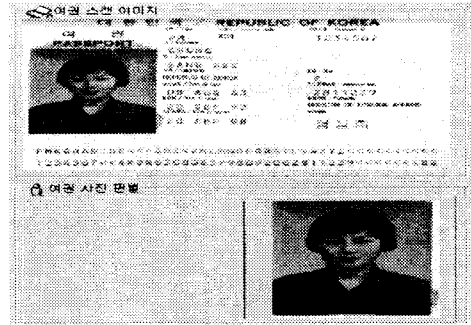
5. 실험 및 결과 분석

본 논문에서 제안된 퍼지 신경망의 학습 및 인식 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 190개의 여권 영상을 수집하여 성능 평가 실험에 적용하였다. 그림 1의 여권 영상에 대해 코드 8의 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 9는 제안된 적응 이진화 방법과 CDM, HEM 마스크를 적용한 결과이다. 그림 9의 (a)는 추출된 코드 문자열 영역의 픽셀 중에서 Red, Green, Blue 값 중에 가장 큰 값을 이용하여 그레이 이미지로 변환한 결과이다. 여권에는 보안을 위한 한 방편으로 문자열 영역 위에는 초록색으로 “대한민국” 문자가 물결무늬로 인쇄되어 있기 때문에 문자 인식 과정에서 잡음으로 포함되어 인식률에 영향을 준다. 따라서 이 부분을 제거하기 위해 Red, Green, Blue 값 중에 가장 큰 값을 취하는 방법을 사용하였다. 그림 9의(b)는 블록 이진화 결과이며 배경 영역의 주위에 잡음이 많이 발생하였다. 그림 9의 (c)는 평균 이진화의 결과이고 배경 영역의 잡음이 많이 제거되었다. 그림 9의 (d)는 두 이진화 결과를 AND 비트 연산을 취한 결과이다. 그림 9의 (e)는 손실된 문자 정보의 보정과 잡음을 제거한 결과이다.



[그림 9] 적응 이진화 및 잡음 제거 결과

190개의 여권 영상에서 추출된 코드 문자열의 수와 개별 코드 문자의 수는 표 2와 같다. 표 2에서와 같이 380개의 코드의 문자열 영역과 16720개의 개별 코드가

모두 추출되었다.

표 2. 코드 문자열 영역 및 개별 코드 추출 개수

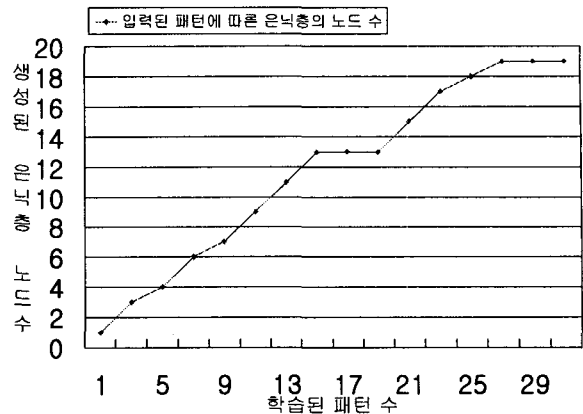
	문자열영역	개별코드
추출된 수	380/380	16720/16720

190개의 여권 영상에서 추출된 16720개의 개별 코드 중에서 출입국자의 정보로 사용되는 여권의 종류, 국적, 성명, 성별 등의 개별 코드 문자와 구분 문자는 11047개이고 여권 번호, 주민등록 번호 등의 숫자 문자는 5673개이다. 추출한 11047개의 개별 코드 문자와 5673개의 개별 코드 숫자를 제안된 퍼지 RBF 네트워크와 제안된 자가 생성 지도 학습 알고리즘(FSGSLA: Fuzzy Self-Generation Supervised Learning Algorithm)에 적용하여 생성된 클러스터의 수와 인식 결과를 표 3으로 나타내었다. 표 3에서 제안된 퍼지 자가 생성 지도 학습 알고리즘이 제안된 퍼지 RBF 네트워크 보다 클러스터의 수가 적게 생성되었고 학습 및 인식을 위해서도 우수한 성능이 있음을 알 수 있다.

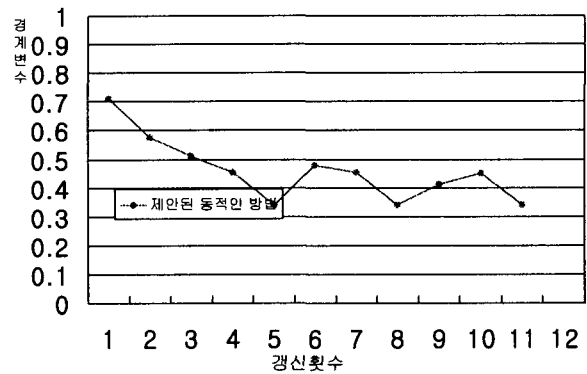
표 3. 제안된 퍼지 신경망에 의한 학습 및 인식 결과

	패턴 종류	생성된 은닉층의 노드 수	Epoch 수	인식 개수
제안된 FSGSLA	문자	121	44	11047/11047
	숫자	19	32	5673/5673
제안된 퍼지 RBF 네트워크	문자	580	1000	10595/11047
	숫자	207	1000	5660/5673

표 3에서 제안된 FSGSLA에서 은닉층의 노드를 생성 및 갱신하는데 사용된 초기 경계 변수는 코드 문자에서는 0.7, 숫자에서는 0.7로 설정하는 것이 최적으로 나타났다. 그리고 제안된 퍼지 RBF 네트워크에서는 초기 경계 변수를 경험적으로 실험하여 코드 문자에서는 0.9, 숫자에서는 0.85로 설정하는 것이 최적으로 나타났다. 학습 판정은 1000번의 반복 학습 횟수에서 모든 패턴들의 실제 출력 벡터와 목표 벡터의 차이의 절대값이 0.1보다 적거나 같으면 학습을 종료하도록 하였다. 제안된 FSGSLA에서는 문자와 숫자의 학습 반복 횟수가 각각 44회와 32회로 나타났으며 190의 여권 영상에서 추출한 개별 코드들이 모두 인식되었다. 제안된 퍼지 RBF 네트워크에서는 학습 판정을 1000번의 반복 학습 횟수로 설정한 경우에는 학습이 완료되지 않았으나 학습된 데이터의 96% 이상의 인식률을 보였다. 제안된 FSGSLA에서 숫자 학습 패턴 수에 따른 은닉층에서 생성되는 노드 수를 그림 9로 나타내었다.



[그림 9] 숫자패턴 수에 따른 생성된 은닉층 노드수 (제안된 FSGSLA)



[그림 10] 경계 변수 변화 과정(제안된 FSGSLA)

그림 10은 제안된 FSGSLA에서 동적으로 조정되는 경계 변수의 변화 과정을 나타내었다. 제안된 퍼지 FSGSL에서는 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 FSGSLA와 퍼지 RBF 네트워크에서 학습 파라미터를 정적으로 설정하는 것 보다 저장 패턴들과 학습 패턴간의 유사성과 경계 변수의 차이를 이용하여 학습 파라미터를 동적으로 설정하는 것이 여권 인식에 효율적인 것을 확인하였다.

6. 결론 및 향후 연구과제

출입국 관리는 여권 소지자, 수배자, 출입국 금지자 또는 불법 체류자등의 출입국 부적격자 등을 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, 블록 이진화와 평균 이진화를 이용한 적

용 이진화 방법과 개선된 퍼지 신경망을 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 블록 이진화와 평균 이진화의 결과를 AND 비트 연산을 취하는 적용 이진화 방법을 제안하여 이진화 하였고 이진화된 문자열 영역에 대해서 개별 코드의 문자들을 복원하기 위하여 CDM 마스크를 적용한 후에 HEM 마스크를 적용하여 잡음을 제거하였다. 잡음이 제거된 코드의 문자열 영역을 수직 방향으로 스미어링 하여 개별 코드의 문자를 추출하였다. 추출된 개별 코드를 인식하기 위하여 퍼지 신경망을 제안하였다. 본 논문에서 제안된 퍼지 신경망은 퍼지 ART 알고리즘을 개선하여 RBF 네트워크의 중간층으로 적용하는 퍼지 RBF 네트워크와 개선된 퍼지 ART 알고리즘과 지도 학습을 결합한 개선된 퍼지 자가 생성 지도 학습 알고리즘이다. 제안된 퍼지 신경망 알고리즘을 여권의 개별 코드 인식에 각각 적용하였다.

190개의 여권 영상을 실험한 결과, 380개의 코드의 문자열 영역과 16720개의 개별 코드가 모두 추출되었다. 추출된 16720개의 개별 코드 중에서 출입국자의 정보로 사용되는 여권의 종류, 국적, 성명, 성별 등의 개별 코드 문자와 구분 문자는 11047개이고 여권 번호, 주민등록 번호 등의 숫자 문자는 5673개이다.

추출된 11047개의 개별 코드 문자와 5673개의 개별 코드 숫자를 제안된 퍼지 RBF 네트워크와 제안된 자가 생성 지도 학습 알고리즘에 적용한 결과, 제안된 퍼지 자가 생성 지도 학습 알고리즘은 16720개의 개별 코드가 모두 인식되었으나 제안된 퍼지 RBF 네트워크는 16255개의 개별 코드가 인식되었다. 그리고 제안된 퍼지 자가 생성 지도 학습 알고리즘이 제안된 퍼지 RBF 네트워크 보다 클러스터의 수는 적게 생성되었으나 학습 및 인식에서 우수한 성능이 있음을 확인하였다.

향후 연구 과제는 우수한 성능을 보인 제안된 여권 추출 및 인식 방법을 기반으로 한 얼굴 인증 방법을 연구하여 위조 여권을 판별할 수 있는 위조 여권 판별 시스템을 개발할 것이다.

참고문헌

[1] 김시평, "출입국 관리 행정의 이론과 실제," 법무연구(제 3호), 법무연수원, 1997.
 [2] 류재욱, 김광백, "스미어링 기법과 퍼지 ART 알고리즘을 이용한 여권 인식, 한국퍼지 및 지능 시스템학회 학술발표 논문집, 제12권 제1호, pp.37-42, 2002.
 [3] 윤형근, 이지훈, 김광백, "퍼지 이진화 방법에 관한 연구," 한국지능정보시스템학회 학술발표 논문집, pp.510-513, 2002.
 [4] M. Watanabe, K. Kuwata and R. Katayama, "Adaptive Tree-Structured Self Generating Radial Basis Function and its Application to Nonlinear

Identification Problem," Proceedings of IIZUKA, pp.167-170, 1994.

[5] C. Panchapakesan, D. Ralph and M. Palaniswami, "Effects of Moving the Centers in an RBF Network," Proceedings of IJCNN, Vol. 2, pp.1256-1260, 1998.
 [6] K. B. Kim and H. W. Yun, "A Study on Recognition of Bronchogenic Cancer Cell Image Using a New Physiological Fuzzy Neural Networks," Japanese Journal of Medical Electronics and Biological Engineering, Vol. 13, No.5, pp.39-43, 1999.
 [7] 김광백, 김영주, "동적인 임계화 방법과 개선된 학습 알고리즘의 신경망을 이용한 차량 번호판 인식," 정보처리학회논문지 B, 제9-B권 제1호, pp.119-128, 2002.
 [8] 배재휘, 최진수, 심재창, 하영호, "방향성 다중모폴로지컬 필터를 이용한 영상 복원," 전자공학회논문지, 제30 B권, 제9호, pp.888-895, 1993.
 [9] K. B. Kim, M. H. Kang and E. Y. Cha, "A Fuzzy Self_Organized Backpropagation using Nervous System," Proceedings. IEEE SMC, Vol.5, pp.1457-1462, 1997.