

PCA 알고리즘과 개선된 퍼지 신경망을

이용한 여권 인식 및 얼굴 인증

Byung-Hee Jung^a, Choong-Shik Park^b, Kwang-Baek Kim^a

^a Dept. of Computer Engineering, Silla University

^b Dept. of Computer Engineering, Youngdong University

Abstract

본 논문에서는 여권 영상에서 PCA 알고리즘을 이용한 얼굴 인증과 개선된 퍼지 신경망을 이용한 여권 코드 인식 방법을 제안한다. 본 논문에서는 여권 영상에 대해 소벨 연산자를 이용하여 에지를 추출하고 에지가 추출된 영상을 수평 스미어링하여 여권 코드 영역을 추출한다. 추출된 여권 코드 영역의 기울기를 검사하여 기울기 보정을 하고, 여권 코드 영역을 이진화 한다. 이진화된 여권 코드 영역에 대하여 8방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 여권 코드를 추출한다. 추출된 여권 코드는 퍼지 신경망을 개선하여 여권 코드 인식에 적용한다.

개선된 퍼지 신경망은 입력층과 중간층 사이의 학습 구조로는 FCM 클러스터링 알고리즘을 적용하고 중간층과 출력층 사이의 학습은 일반화된 델타학습 방법을 적용한다. 그리고 학습 성능을 개선하기 위하여 중간층과 출력층의 가중치 조정에 적용되는 학습률을 동적으로 조정하기 위해 퍼지 제어 시스템을 적용한다. 제안된 퍼지 신경망은 목표값과 출력값의 차이에 대한 절대값이 ϵ 보다 적거나 같으면 정확으로 분류하고 크면 부정확으로 분류하여 정확의 총 개수를 퍼지 제어 시스템에 적용하여 학습률과 모멘텀을 동적으로 조정한다. 여권의 주어진 규격에 근거하여 사진 영역을 추출하고 추출된 사진 영역에 대하여 YCbCr와 RGB 정보를 이용하여 얼굴 영역을 추출한다. 추출된 얼굴 영역을 PCA 알고리즘과 스냅샷(Snap-Shot) 방법을 적용하여 얼굴 영역의 위조를 판별한다. 제안된 방법의 여권 코드 인식과 얼굴 인증의 성능을 평가하기 위하여 실제 여권 영상에 적용한 결과, 기존의 방법보다 여권 코드 인식과 얼굴 인증에 있어서 효율적인 것을 확인하였다.

Keywords:

여권 코드, 퍼지 신경망, FCM 클러스터링 알고리즘, 얼굴 인증, 학습률 동적 조정, YCbCr, RGB, PCA 알고리즘, Snap-Shot 방법

1. 서론

세계화와 교통수단의 발달로 인하여 공항 등을 통하여 입국하거나 출국하는 내국인 및 외국인의 수가 증가하는 경향을 보이고 있다. 현행 출입국 관리는 사용자가 여권의 사진을 육안으로 검색하고 정보를 확인하는 과정으로 이루어지고 있다. 출입국 관리는 위조 여권 소지자, 수배자, 출입국 금지자 또는 불법 체류자 등의 출입국 부적격자 등을 검색하여 출입국자를 관리하기 위하여 행하여진다. 한편, 여권에는 사진, 국적, 성명, 주민등록번호, 성별, 여권번호 등을 포함한 정보들로 구성되어 있다. 이러한 정보들을 육안으로 확인하고 판단, 관리하는 것은 출입국 관리 절차의 시간을 지연시키고 불분명한 판단과 관리에 의해 출입국 부적격자에 대한 정확한 검색이 어렵다[1].

따라서 본 논문에서는 소벨 연산자와 수평 스미어링[2], 8방향 윤곽선 추적 알고리즘[3]을 적용하여 코드의 문자열 영역을 추출한다. 추출된 문자열 영역을 반복 이진화 기법을 적용하여 이진화한다. 이진화된 문자열 영역에 대해 개별 코드를 추출하기 위해 8 방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 개별 코드를 추출하고 개선된 퍼지 신경망을 적용하여 개별 코드를 인식한다. 사진 영역은 코드의 문자열 영역을 추출한 후에 코드의 문자열 영역이 시작되는 좌표를 중심으로 사진 영역을 추출한다. 추출된 사진 영역에 대하여 YCbCr와 RGB 정보를 이용하여 얼굴 영역을 추출한다. 그리고 얼굴 인증을 위해 여권 영상에서 획득되어진 얼굴 영상의 특징 벡터와 데이터베이스에 있는 PCA 알고리즘을 이용하여 획득한 각 얼굴 영상의 특징벡터와의 거리 값을 계산하여 사진 위조 여부를 판별한다.

2. 여권 코드 추출 및 기울기 보정

여권 영상은 그림 1과 같이 왼쪽 영역에 사진이 부착되어 있고 오른쪽 영역에 사용자 정보가 있다. 그리고 아래 영역에 2줄로 길게 사용자 정보가 코드 형식으로 표시 되어 있다. 따라서 아래 영역만을 이용하여 여권 코드를 추출하여 출입국자 정보를 인식

한다



그림 1-여권 영상

2.1 코드 문자열 영역

원본 여권 영상에 소벨 마스크를 적용하여 에지를 검출하고 소벨 마스크가 적용된 영상에서 수평 스미어링을 적용한다. 수평 방향으로 스미어링된 영상에서 8 방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 코드의 문자열 영역을 추출한다.

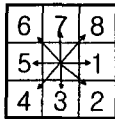


그림 2 - 8방향 윤곽선 추적 알고리즘의 기본 마스크

8방향 윤곽선 추적 알고리즘은 그림 2의 마스크를 영상에 겹쳐서 마스크의 중심점에 위치하는 영상의 좌표가 객체인지를 판단하고, 객체인 다음 진행 방향을 결정하여 객체의 윤곽선을 추적하는 알고리즘이다[3]. 다음 진행 방향은 현재 진행 방향의 90도 지점에 있는 이웃하는 점을 마스크의 1로 설정하고 시계방향으로 2, 3, ..., 8로 설정한다. 그림 3은 진행 방향에 따른 에지 탐색을 위한 순서를 설정하는 것이며, 알고리즘의 순서도는 그림 4와 같다.

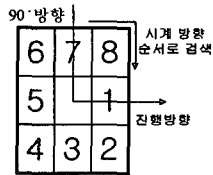


그림 3 - 진행방향에 따른 에지 탐색 순서 결정

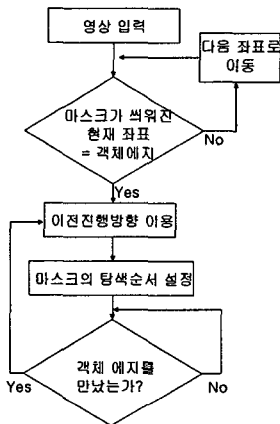


그림 4 - 8방향 윤곽선 추적 알고리즘

2.2 영상 기울기 보정

여권 영상이 기울어진 상태로 스캔 되어 획득되었을 경우에는 여권 코드 인식 및 얼굴 인증이 잘못될 가능성이 크기 때문에 여권의 기울기 보정은 여권 코드 인식과 얼굴 인증에 있어서 매우 중요하다. 여권 코드 영역 추출 과정에서 기울어짐을 배제한다면 스미어링에 의해서 최대 구간을 형성하는 두개의 영역을 선택함으로써 코드 영역을 추출할 수 있지만 기울어진 상태에서는 이런 방법을 사용하기 어렵다. 따라서 추출된 2개의 문자열 중 긴 문자열을 선택하고 이 문자열의 좌측과 우측 부분의 세로 중심을 연결하는 직선과 수평선과의 기울기를 가지고 이미지에 대한 각도 보정을 수행한다. 기울기 보정과 여권 코드 영역 추출 과정은 그림 5와 같다.

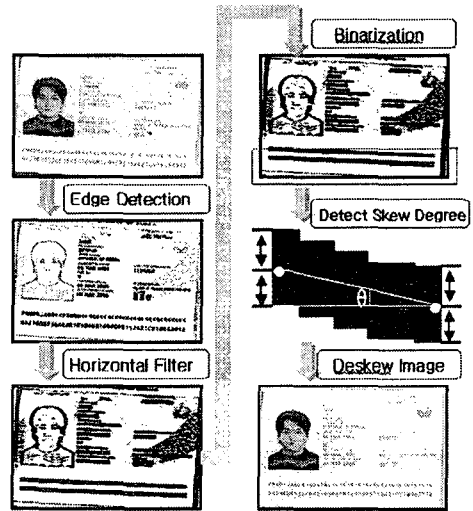


그림 5 - 코드 문자열 추출 및 기울기 보정

2.3 개별 코드 추출

추출된 여권 코드 영역을 반복이진화 방법을 적용하여 이진화 한다. 이진화된 여권 코드 영역에 8방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 개별 코드 88개를 추출한다. 그림 6은 8방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 개별코드를 추출한 결과이다.

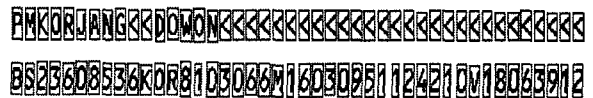


그림 6 - 추출된 88개의 개별 코드

3. 개선된 퍼지 신경망을 이용한 여권 인식

본 논문에서는 개선된 퍼지 신경망을 제안하여 여권의 개별 코드를 인식한다. 입력층과 중간층 사이

에는 퍼지 C-Means 알고리즘을 적용하여 소속도가 가장 큰 노드를 승자 노드로 선택하여 출력층으로 전달하는 학습 구조이다. 그리고 중간층과 출력층 사이의 학습으로는 일반화된 델타 학습 방법을 적용하고 학습 시간을 개선하기 위하여 중간층과 출력층의 가중치 조정에 적용되는 학습률을 동적으로 조정하기 위해 퍼지 제어 시스템을 적용한다.

3.1 학습률 조정 방법

학습률 조정 방법은 목표값과 출력값의 차이에 대한 절대값이 ϵ 보다 적거나 같으면 정적으로 분류하고 크면 부정적으로 분류하여 정확의 총 개수를 퍼지 제어 시스템에 적용하여 학습률과 모멘텀을 동적으로 조정한다[4]. 퍼지 논리 시스템을 이용한 학습률의 조정은 식 (1)과 같다.

$$\alpha = Fuzzy(Correct, Incorrect) \quad (1)$$

제안된 방법에서 정확의 소속 함수는 그림 7과 같고 그림 8은 부정확의 소속 함수이다.

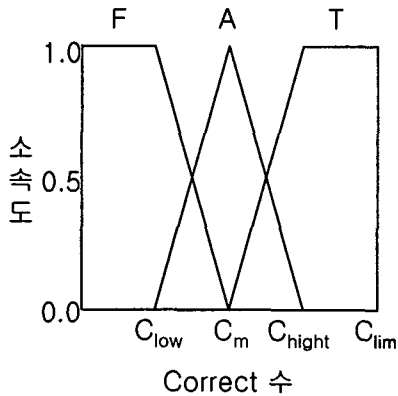


그림 7 - 정확의 소속함수

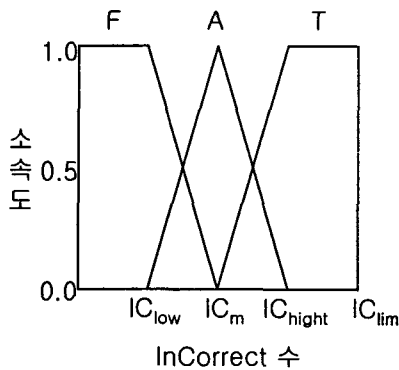


그림 8 - 부정확의 소속함수

그림 7에서 정확의 소속 함수 구간 $[C_{low}, C_{high}]$ 는 식(2), 식(3)과 같이 계산 된다.

$$C_{low} = \log_2(\text{입력노드수} + \text{패턴수}) \quad (2)$$

$$C_{high} = C_{lim} - C_{low} \quad (3)$$

여기서 C_{lim} 는 정확의 한계치를 의미한다.

학습에 적용될 학습률을 계산하는 출력 소속함수는 그림 9와 같다.

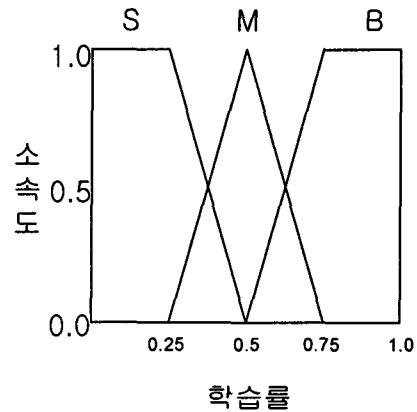


그림 9 - 학습률 출력소속함수

제안된 방법에서 퍼지 제어 규칙을 *If-then* 형식의 퍼지 관계로 표현하면 다음과 같다.

- $R_1 = \text{If correct is F, incorrect F Then } \alpha \text{ is B}$
- $R_2 = \text{If correct is F, incorrect A Then } \alpha \text{ is B}$
- $R_3 = \text{If correct is F, incorrect T Then } \alpha \text{ is B}$
- $R_4 = \text{If correct is A, incorrect F Then } \alpha \text{ is B}$
- $R_5 = \text{If correct is A, incorrect A Then } \alpha \text{ is B}$
- $R_6 = \text{If correct is A, incorrect T Then } \alpha \text{ is B}$
- $R_7 = \text{If correct is T, incorrect F Then } \alpha \text{ is B}$
- $R_8 = \text{If correct is T, incorrect A Then } \alpha \text{ is B}$
- $R_9 = \text{If correct is T, incorrect A Then } \alpha \text{ is B}$

정확과 부정확이 퍼지 논리 시스템의 입력값으로 정해지면 각 소속 함수에 대한 정확과 부정확의 소속도를 구한다. 각 소속 함수에 대하여 소속도가 구해지면 퍼지 제어 규칙을 적용하고 Max_Min 방법으로 추론한다. 퍼지 추론 후에는 비퍼지화 하여 학습에 사용될 학습률을 구한다. 비퍼지화는 무게 중심법을 사용하는데, 식(4)와 같다.

$$\alpha = \frac{\sum \mu(y)y}{\sum \mu(y)} \quad (4)$$

개선된 퍼지 신경망 알고리즘은 그림 10과 같다.

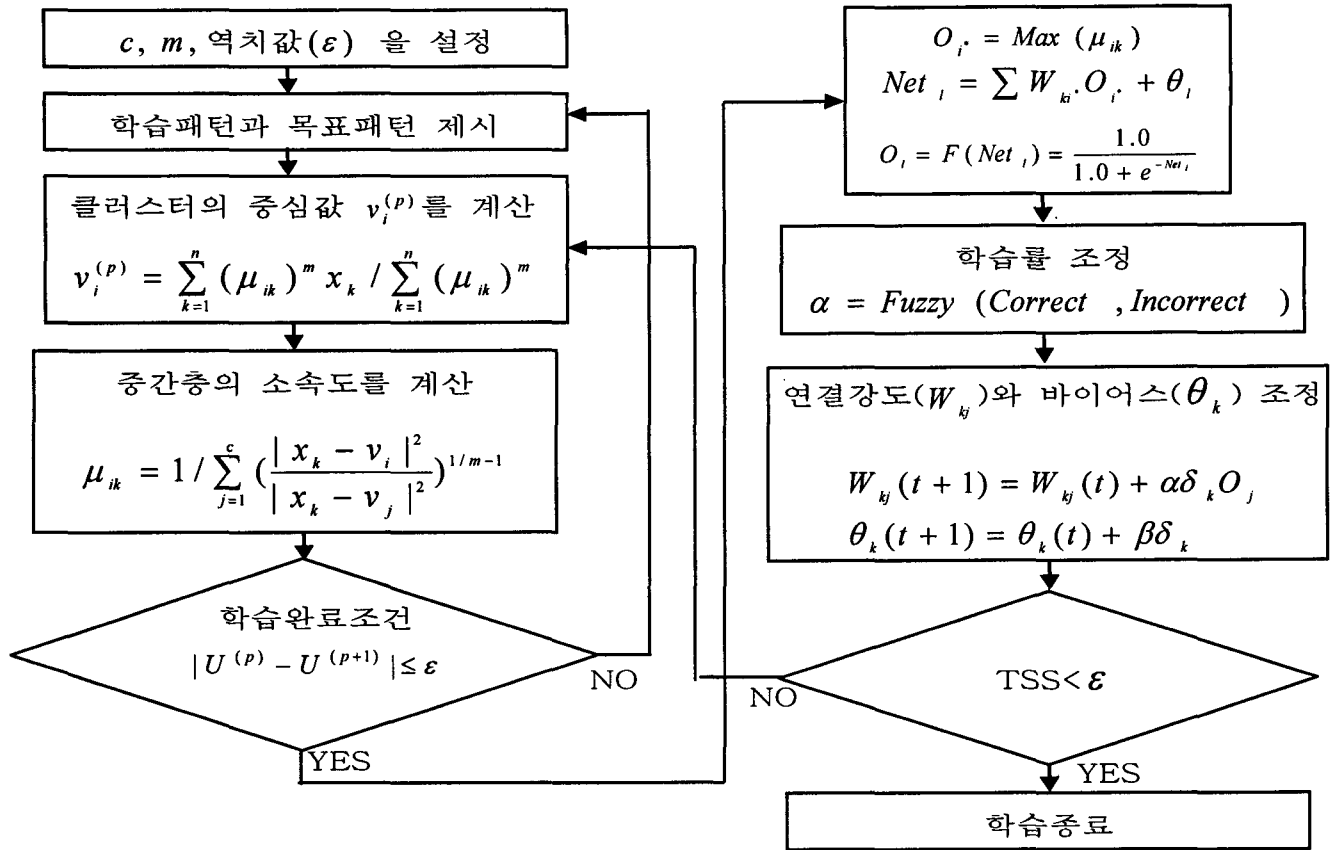


그림 10 - 개선된 퍼지 신경망 알고리즘

4. 사진영역 추출 및 얼굴 인증

본 논문에서는 여권 규격을 이용하여 여권의 사진 영역을 추출하고 YCbCr과 RGB 정보를 이용하여 얼굴 영역을 추출한다. 추출된 얼굴 영역에 주 성분 분석(PCA) 기법을 적용하여 학습 및 얼굴 인증을 한다.

4.1 사진영역 추출 및 얼굴 인증

본 논문에서는 여권의 규격을 이용하여 여권의 사진 영역을 추출한다. 여권 영상의 왼쪽 처음을 기준으로 사진 영역의 가로 영역은 영상 전체 가로길이의 3.3% 오른쪽으로 떨어진 지점부터 30.8% 지점까지이다. 사진영역의 세로 영역은 찾아진 여권 코드 영역의 윗 좌표 지점을 기준으로 전체 영상의 세로 길이의 5.9% 위로 떨어진 지점부터 53.5% 지점까지이다. 사진 영역 추출결과는 그림 11과 같다.

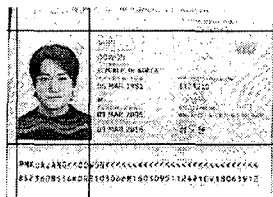


그림 11 - 사진영역 추출 결과

4.2 얼굴영역 추출

추출된 사진 영역에서 YCbCr과 RGB 정보를 이용하여 얼굴 영역을 추출한다. YCbCr모델은 휘도(Y)와 색차신호(Cb,Cr)로 구성되어 있으며 피부색 영역이 HSV색 공간 영역에서의 피부색 영역보다 조밀하다 [5]. 식(5)와 식(6)을 적용하여 피부영역을 검출한다.

$$\begin{aligned} \text{If}(Y > 128) \quad \text{than} \quad & \theta 1 = -2 + (256 - Y) / 16 \\ & \theta 2 = 20 - (256 - Y) / 16 \\ & \theta 3 = 6 \\ & \theta 4 = 8 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{If}(Y \leq 128) \quad \text{than} \quad & \theta 1 = 6 \\ & \theta 2 = 12 \\ & \theta 3 = 2 + Y / 32 \\ & \theta 4 = -16 + Y / 16 \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} Cr & \geq -2(Cb + 24) \\ Cr & \geq -(Cb + 17) \\ Cr & \geq -4(Cb + 32) \\ Cr & \geq 2.5(Cb + \theta 1) \\ Cr & \geq 0.5(\theta 4 - Cb) \\ Cr & \geq \theta 3 \end{aligned} \quad (6)$$

식(5)를 이용하여 임계값을 구하고 식(6)을 모두 만족하는 범위에 속하는 영역을 피부색 영역으로 추출한다.

YCbCr 정보만으로 얼굴 영역을 검출하면 여권 사진의 배경 색이 피부색과 비슷할 때 잡음이 많이 생기는 것을 확인 할 수 있다. 따라서 RGB 정보에서 얼굴 후보 영역을 추출하여 YCbCr 모델에서 추출된 얼굴 후보 영역과 OR 연산을 통해 최종적인 얼굴영역을 추출한다. 얼굴 영역을 추출하는 과정은 그림 12와 같다.

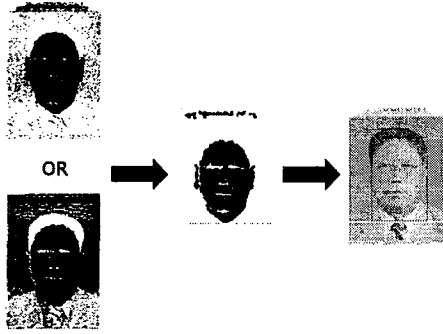


그림 12 - 얼굴 영역 추출 과정

4.3 주 성분 분석 기법(PCA)

PCA는 평균과 분산까지의 통계적 성질을 이용한 2차 통계적 기법이다[6]. PCA는 입력 자료에 대하여 최대 공분산의 각 방향을 가리키는 직교 정규화된 일련의 축들의 집합을 찾는다. 이는 입력 자료의 가장 중요한 축들을 찾아 효율적으로 자료의 차원을 줄일 수 있는 장점을 갖는다. PCA를 이용한 학습 과정은 다음과 같다.

학습할 2차원의 $n \times m$ 영상을 1차원의 $N(n \times m)$ 벡터로 나타낼 수 있으며 K 개의 학습영상 벡터를 $X = [x^1 | x^2 | x^3 | \dots | x^k]$ 의 행렬로 나타낼 수 있으며, 학습에 사용된 얼굴영상은 그림 13 과 같다.



그림 13 - 학습에 사용한 얼굴 영상

영상의 평균벡터는 식(7)과 같이 계산하며 식(8)을 이용하여 1차원의 영상벡터와 평균영상 벡터의 차를 구한다.

$$m = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K x_j \quad (7)$$

$$\bar{x}^i = x^i - m \quad (8)$$

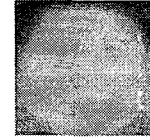


그림 14 - 평균 얼굴 영상

그림 14 는 학습영상의 평균영상을 나타낸 것이다.

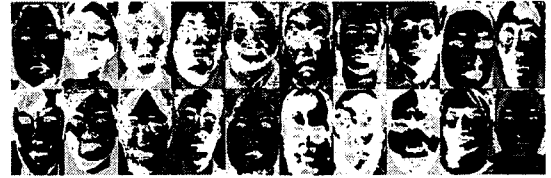


그림 15 - 원본영상에서 평균을 뺀 영상

식(8)로부터 구해진 K 개의 \bar{x}^i 벡터를 이용해서 $\bar{X} = [\bar{x}^1 | \bar{x}^2 | \bar{x}^3 | \dots | \bar{x}^k]$ 행렬을 구할 수 있으며 \bar{X} 행렬을 이용해 공분산 행렬을 식(9)와 같이 구할 수 있다. T 는 전치 행렬을 나타낸 것이다.

$$\Omega = \bar{X} \bar{X}^T \quad (9)$$

공분산 행렬을 이용하여 데이터의 분포를 잘 표현하는 고유벡터와 고유값을 구한 후, 고유값을 값이 큰 순으로 정렬하고 고유벡터도 해당 고유값의 위치대로 정렬한다. 크기 순으로 정렬된 고유벡터들은 뒤쪽으로 갈 수록 0 또는 0에 가까운 값을 가지게 되므로 이러한 값들을 버림으로써 데이터의 차원을 줄일 수 있다. 학습 영상들을 PCA 데이터로 표현하는 방법은 다음과 같다.

공분산 행렬을 통해 구해진 고유벡터들을 사용해서 $V = [v^1 | v^2 | v^3 | \dots | v^k]$ 행렬을 구한 후, 식(10)을 이용하여 학습 영상들의 특징벡터를 구한다.

$$\tilde{x}^i = V^T \bar{x}^i \quad (10)$$

PCA를 이용한 얼굴인식은 인식대상 영상에서 평균영상을 뺀 \bar{y} 영상을 식(11)과 같이 구한 후, 구해진 영상과 고유벡터의 전치행렬을 이용하여 식(12)과 같이 인식대상 영상의 특징벡터를 구한다.

$$\bar{y} = y - m \quad (11)$$

$$\tilde{y} = V^T \bar{y} \quad (12)$$

인식대상 영상의 특징벡터와 학습되어진 특징벡터들간의 유사성을 측정하여 가장 유사한 특징 벡터 영상을 인식 결과 영상으로 사용하게 된다. 본 논문에서는 벡터들간의 유사성을 측정하기 위해 유클리디

그림 18과 19는 추출된 각각의 개별 숫자와 문자에 대해 제안된 퍼지 신경망과 Delta-bar-Delta 방법을 이용한 FCM 기반 RBF 네트워크[9] 간의 Epoch 수에 따른 TSS 변화량을 비교하여 나타내었다.

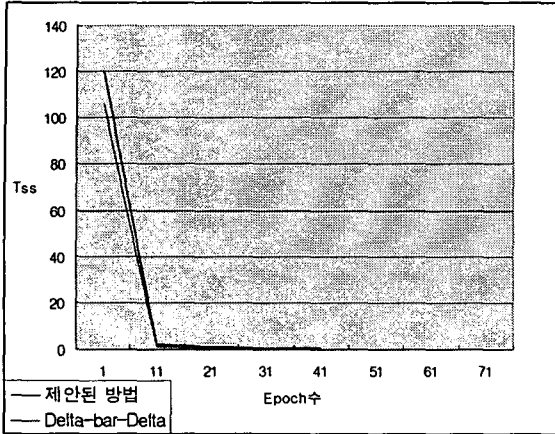


그림 18-숫자에 대한 Epoch 수에 따른 TSS 변화량 비교

그림 18에서와 같이 숫자 코드 100개를 학습한 결과, Delta-bar-Delta 방법을 이용한 FCM 기반 RBF 네트워크의 Epoch 수는 66번으로 나타났고 제안된 퍼지 신경망에서는 41번으로 나타났다. 두 알고리즘에서 중간 층의 클러스터의 수는 모두 10개가 생성되었다.

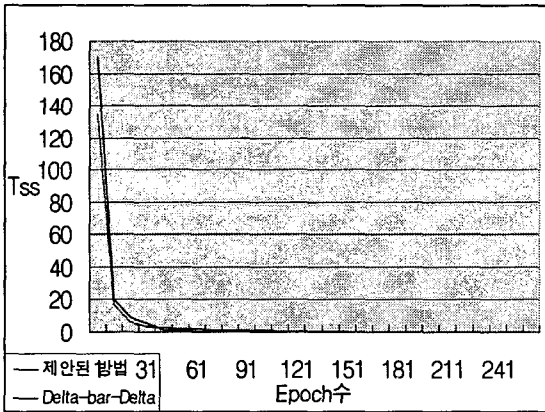


그림 19-문자에 대한 Epoch 수에 따른 TSS 변화량 비교

그림 19에서와 같이 문자 코드 270개를 학습한 결과, 제안된 퍼지 신경망과 Delta-bar-Delta 방법을 이용한 FCM 기반 RBF 네트워크에서 생성된 클러스터의 수는 모두 54개로 나타났다. 제안된 퍼지 신경망과 Delta-bar-Delta 방법을 이용한 FCM 기반 RBF 네트워크의 Epoch 수는 각각 154번과 244번으로 나타났다. 따라서 그림 18과 19에서 알 수 있듯이 제안된 퍼지 신경망이 숫자 및 문자를 학습하는 과정

에서 Delta-bar-Delta 방법을 이용한 FCM 기반 RBF 네트워크 보다 초기의 수렴 속도가 빠르고 수렴성이 개선된 것을 확인할 수 있다.

제안된 퍼지 신경망의 인식 성능을 분석하기 위하여 총 60장의 여권 영상을 대상으로 인식 실험을 하였다. 여기서 숫자 코드는 학습된 100개와 학습되지 않은 1685개를 테스트하였다. 그리고 문자 코드는 학습된 270개와 학습되지 않은 3225개를 테스트하였다. 숫자 및 문자 코드의 인식 결과는 표 3과 같다.

표 3. 여권 코드 인식 결과

	문자	숫자	인식률
여권 코드 인식	3495/3495	1785/1785	100%

5.2 여권 얼굴 인증

실험에 사용된 여권 사진은 원본 여권 20장과 얼굴 위조 여권 20장을 사용하였으며 실험 결과는 표 4와 같다.

표 4. 얼굴 인증 결과

	원본 여권	얼굴 위조 여권
위조판별	0/20	20/20
통과	20/20	0/20

표 4에서와 같이 얼굴 위조 여권 모두 위조 여권으로 판별 되었으며 원본 여권은 위조로 판별 되지 않았다. 따라서 본 논문에서 적용한 PCA 알고리즘이 여권 얼굴 인증에 있어서 효과적임을 확인하였다. 본 논문에서 여권 코드 인식과 얼굴 인증 시스템의 화면은 그림 20과 같다.



그림 20-여권 코드 인식 및 얼굴인증 시스템 화면

6. 결론

출입국 관리는 수배자, 출입국 금지자 또는 불법

체류자 등의 출입국 부적격자 등을 검색하여 출입국자를 관리하고, 여권의 데이터베이스와 대조하였다. 이러한 출입국 관리 시스템은 출입국 심사 기간이 길어서 출입국자에 불편을 제공하고 출입국 부적격자에 대한 정확한 검색이 이루어지지 않아 체계적으로 관리가 어려웠다. 이러한 문제를 개선하기 위하여 본 논문에서는 소벨 연산자와 수평 스미어링, 8방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 문자열 영역을 추출하였고 문자와 얼굴 영역의 인식률을 개선하기 위해 문자열의 왼쪽과 오른쪽의 두께 중심을 연결하는 직선과 수평선과의 기울기를 이용하여 이미지에 대한 기울기를 보정하였다. 추출된 여권 코드 문자열 영역에 대해 반복 이진화 방법을 적용하여 코드의 문자열 영역을 이진화 하였다. 이진화된 문자열 영역에 대해 8방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 개별 코드를 추출하였다. 추출된 개별 코드는 개선된 퍼지 신경망을 제안하여 학습 및 인식 하였다. 여권의 주어진 규격을 이용하여 여권 사진 영역을 추출하였고 추출된 사진 영역에서 YCbCr과 RGB 정보를 이용하여 얼굴 영역을 추출하였다. PCA 알고리즘을 적용하여 추출된 여권 사용자의 얼굴 정보의 특징벡터를 추출한 후, 데이터베이스에 저장 되어있던 얼굴 특징 벡터와의 유사도 측정을 통해 얼굴 인증을 하였다.

제안된 여권 인식 방법은 여권의 기울기를 보정함으로써 여권의 개별코드의 인식률을 개선하였다. 개선된 퍼지 신경망을 적용한 결과, 60장의 여권에서 120개의 문자열 영역과 5280개의 개별 코드가 모두 인식 되었다. 얼굴 인증 실험에서는 얼굴 특징벡터의 유사도를 측정하는 주성분 분석 기법(PCA)을 이용하여 여권의 위조 판별을 실험한 결과, 위조 여권 20장이 모두 위조 여권으로 판정 되었다. 따라서 본 논문에서 제안한 여권 인식과 얼굴 인증 방법이 효율적인 것을 확인하였다

참고문헌

- [1] 김시평, "출입국 관리 행정의 이론과 실제," 법무연구(제3호), 법무연수원, 1997.
- [2] Kim, K. B., Kim, S., "Hierarchical Recognition of English Calling Card by Using Multiresolution Images and Enhanced Neural Network," Lecture Notes in Artificial Intelligence, LNAI 3801, Springer, pp.785-792, 2005.
- [3] Kim, K. B., Kim, Y. J., "Recognition of English Calling Cards By Using Enhanced Fuzzy Radial Basis Function Neural Networks," IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Science, Vol.E87-A, No.6, pp.1355-1362, 2004.6.
- [4] Kim, K. B., Kim, C. K., "Performance Improvement of RBF Network using ART2 Algorithm and Fuzzy Logic System," Lecture Notes in Artificial Intelligence, LNAI 3339, Springer, pp.853-860, 2004.
- [5] Kim, K. B., "Intelligent Immigration Control System by Using Passport Recognition and Face Verification," Lecture Notes in Computer Science, LNCS 3497, Springer, pp.147-156, 2005.
- [6] A. M. Martinez, A. C. Kak, "PCA versus LDA," IEEE Trans., Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.23, Issue.2, pp.228-233, 2001.
- [7] 김승석, 이대중, 박장환, 유정웅, 전명근, "조건부 FCM과 방사 기저 함수 네트워크를 이용한 유도전동기 고장 검출", 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, Vol. 14, No. 7, pp.878-882, 2004.
- [8] Simon Haykin, Neural Networks : A Comprehensive Foundation, Second Edition, Prentice Hall, 1999.
- [9] Kim, K. B., Lee, D. U., Sim, K. B., "Performance Improvement of Fuzzy RBF Networks," Lecture Notes in Computer Science, LNCS 3610, Springer, pp.237-244, 2005.