

영상처리 기법을 통한 pRBFNN 패턴 분류기 기반 개선된 지문인식 시스템 설계

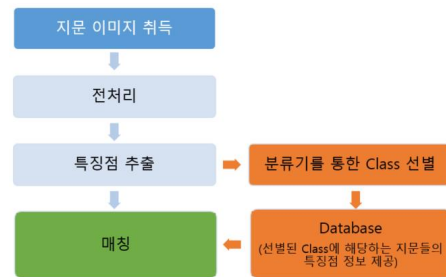
배종수*, 오성권*, 김현기*
수원대학교 전기공학과*

Design of Fingerprints Identification Based on pRBFNN Using Image Processing Techniques

Jong-Soo Bae*, Sung-Kwon Oh*, Hyun-Ki Kim*
Department of Electrical Engineering, The University of Suwon*

Abstract - 본 논문은 지문을 이용하여 방사형 기저함수 신경회로망(RBFNN: Radial Basis Function Neural Network)을 기반으로 지문을 식별하고 확인할 수 있는 방법을 제시한다. 지문 데이터로는 공인데이터인 FVC2002의 지문 데이터를 사용하였다. 지문 이미지의 개선을 위해 여러 단계의 전처리를 한 후 특징점을 추출하여 데이터베이스를 구축하였다. 이렇게 구축된 데이터베이스를 방사형 기저함수 신경회로망을 통해 학습을 시키고 지문의 패턴을 분류하여 지문의 대상자와 일치하는 패턴의 지문들을 선정한다. 선정된 지문들과 입력된 지문의 특징점을 이용하여 지문의 대상자를 식별한다.

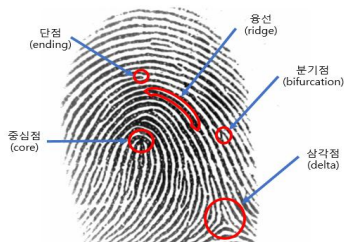
명을 블록 다이어그램으로 나타낸 것이다.



〈그림 3〉 지문 인식 시스템의 블록 다이어그램

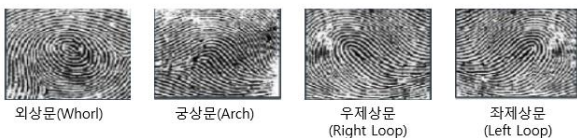
1. 서 론

최근 보안에 대한 중요성이 부각되면서 개인 인증에 대한 요구가 커지고 있다. 기존에 사용되어 왔던 신원 확인을 위한 신분증, 아이디와 패스워드 등을 통한 인증 방식이 아닌 생체적 정보를 활용한 보안 기술이 선호되어지고 있다. 생체인식의 종류로는 개인의 신체적 행동적 특징을 이용한 지문, 홍채, 목소리, 얼굴 등이 있지만 이중 지문을 통한 인증 방법이 가장 발달되었다. 지문의 형태적 특징으로는 선 모양의 융선(ridge), 융선이 갈라지는 부분인 분기점(bifurcation), 끊어지는 점인 단점(ending), 융선의 굴곡이 가장 큰 곳인 중심점(core), 융선이 세균대 방향에서 한 곳으로 모이는 삼각점(delta) 등이 있고 이를 아래의 그림 1에 나타내었다.[1]



〈그림 1〉 지문의 형태적 특징

지문은 크게 외상문(Whorl), 궁상문(Arch), 우제상문(Right Loop), 좌제상문(Left Loop) 4가지의 종류로 분류된다. 이를 아래의 그림 2에 나타내었다.



〈그림 2〉 지문의 4가지 Class

2. 본 론

2.1 지문 인식 시스템의 블록 다이어그램

지문 이미지를 취득하면 데이터베이스에 존재하는 많은 양의 지문과 매칭과정을 거치면서 수많은 연산을 하게 된다. 이런 문제점을 보완하기 위해 방사형 기저함수 신경회로망을 이용하여 데이터베이스 내의 지문들을 4가지 종류의 Class로 나누고 취득한 지문 이미지의 Class와 종류가 같은 지문들만 선별한다. 이렇게 선별된 지문들끼리 매칭을 하게 되므로 전체 과정에서의 연산량을 줄일 수 있게 된다. 그림 3은 위의 설

2.2 지문 이미지의 전처리 과정 및 특징점 추출

지문 이미지의 전처리 과정으로는 이미지 개선(Image Enhancement), 균질화(Normalization), 전경 배경 분리(Segmentation), 2진화(Binarization), 세선화(Thinning) 등이 있다.

영상개선 단계에서는 지문을 여러 개의 블록으로 나누어 푸리에 변환을 시키고 주파수 영역에서 자기상관관계를 이용하여 이미지의 품질을 향상시켰다. 그림 4는 지문 이미지가 개선되는 것을 보여준다.[2]



〈그림 4〉 영상이 개선되는 과정

영상 균질화 단계와 전경배경 분리 단계에서는 푸리에 변환을 이용해 개선된 이미지를 0~1사이의 값으로 균질화 시키고 지문과 배경을 분리하여 이미지를 처리하는 과정에서 처리속도와 연산량을 줄이도록 하였다. 아래 그림 5의 (a)에는 균질화 및 전경 배경 분리 단계를 거친 지문 이미지를 나타내었다.[3]



〈그림 5〉 (a) 균질화 및 전경 배경 분리 단계를 거친 지문 이미지, (b) 이진화된 이미지, (c) 세선화 및 특징점을 추출한 이미지

균질화 및 전경 배경 분리 단계를 거친 지문 이미지를 가우시안 필터를 이용하여 융선의 방향성을 계산하였다. 지문의 Class 마다 고유의 융선 흐름 특성을 지니고 있기 때문에 이때 구해준 방향성을 양자화 하여 Class를 구분 지어주는 RBFNN의 입력으로 사용된다. 그리고 융선의 주파수를 구해 이미지를 이진화 시켰다. 이진화 시 융선은 1로 골은 0으로 하였다. 그림 5의 (b)에는 이진화 된 지문 이미지를 나타내었다. 이렇게 얻어진 이진화된 이미지를 가지고 특징점 검출을 위해 세선화를 하였다.

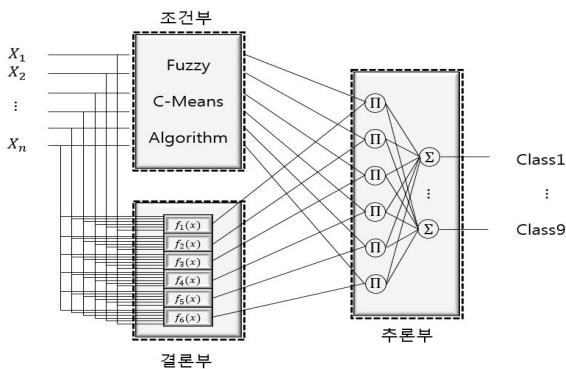
세션화는 이진화 된 이미지에서 용선을 1픽셀의 두께로 얇게 만드는 과정이다. 그림 5의 (c)에는 세션화 된 이미지에 해당하는 지문에서 추출된 특징점을 합성하여 나타내었다.

2.3 방사형 기저함수 신경회로망(RBFNN)

RBFNN은 빠른 학습시간과 일반화 능력 그리고 단순화 능력이 다른 알고리즘과 비교했을 때 우수한 성능을 보인다. 제안된 RBFNN에서는 일반적인 RBFNN에서 널리 사용되어지는 가우시안 함수를 이용한 방사형 기저함수가 아닌 그림 6과 같이 조건부에 FCM 클러스터링 방법을 사용하였다. FCM 알고리즘은 각 클러스터에 데이터의 소속정도를 퍼지 집합으로 출력하는 방사형의 형태를 가지고 있기 때문에 가우시안 함수를 대체하여 사용하였다. 또한 식 1과 같이 If-then의 퍼지 규칙을 사용하였다.[4]

$$R: \text{If } x_1, x_2 \dots \text{ and } x_n \text{ are } \bar{u}_i, \text{ then } y = f_i(x) \quad (1)$$

여기서 x 는 입력 데이터, \bar{u}_i 는 FCM 클러스터링 방법에 의한 $i = (1, \dots, c)$ 번째 그룹의 소속 함수, $f_{ji}(x)$ 는 $j = (1, \dots, s)$ 번째 출력에 대한 i 번째 퍼지 규칙의 다항식이다. 조건부에서는 FCM 클러스터링 방법을 이용하여 입력 데이터와 데이터의 중심점과의 거리로 소속행렬을 구하였다. 결론부는 입력 데이터를 다항식으로 표현한 네트워크의 연결 가중치로 퍼지 규칙 모델로 이용했다. 추론부에서는 조건부에서 구한 소속행렬과 결론부에서 최소자승법(LSE)을 이용하여 오차 제곱의 합이 최소가 되도록 다항식의 계수를 추정하여 구한 연결가중치를 결합하고 최종 출력을 도출하였다.



〈그림 6〉 RBFNN의 구조

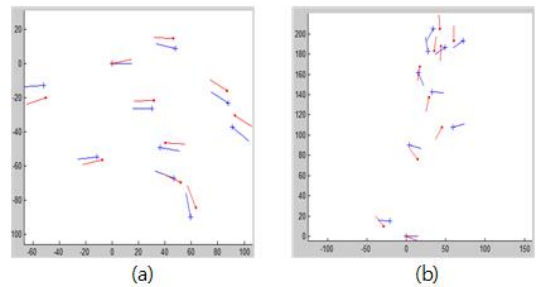
2.4 시뮬레이션 및 결과

지문 데이터로는 한 지문당 8장씩 9명의 지문 이미지, 총 72장을 사용하였다. 지문 용선의 방향성은 매우 다양하기 때문에 10° 간격($0^\circ \sim 180^\circ$)의 각도로 18개의 구간으로 나누어 정량화 하고 Class를 나누어 학습 및 테스트 데이터로 사용하였다. 아래의 표1은 RBFNN에서 사용된 파라미터 값을 나타낸 것이다.

〈표 1〉 지문 Class 분류를 위한 RBFNN의 파라미터

Parameters	Value
Fuzzification Coefficient	2.5
No. of Rules	10
Polynomial Type	Linear

분류기를 통해 입력된 지문 이미지의 Class와 동일한 Class의 지문들만 데이터베이스에서 선별하여 매칭과정을 진행하였다. 매칭에 사용되는 특징점 추출은 단점과 분기점만을 선별하여 사용하였다. 최종적으로 특징점의 x축, y축 좌표와 그 특징점의 방향성, 그리고 단점은 1로 분기점은 3으로 하여 구분한 정보를 사용하였다. 추출되는 특징점의 개수는 지문 이미지마다 다르기 때문에 추출되는 특징점들 중에서 유클리디안 거리를 이용하여 거리가 가까운 10개의 특징점들을 추려내고 매칭시켰다. 아래의 그림 7의 (a)는 입력된 지문과 동일한 지문의 다른 사진일 때의 매칭을 나타낸 것이고, 그림 7의 (b)는 완전히 다른 지문에서 추출된 특징점과의 매칭을 나타낸 것이다. 아래의 그림에서 알 수 있듯이 다른 지문과의 매칭일 경우 확연히 다른 것을 확인할 수 있었다.



〈그림 7〉 (a) 입력된 지문과 매칭 된 데이터베이스의 지문이 일치하는 경우, (b) 입력된 지문과 매칭 된 데이터베이스의 지문이 다를 경우

평가 방법으로는 FAR(False Acceptance Rate) 방법과 FRR(False Reject Rate) 방법을 사용하였다. FAR은 한 사람의 지문이 등록되었을 때 다른 사람이 인식을 시도해 성공할 확률을 의미한다. FRR은 동일한 사람이 인식을 시도했을 경우 실패할 확률을 의미한다. 이를 아래 식 2와 식 3으로 나타내었고 표 2에는 각 지문별 성능 평가를 나타내었다.

$$FAR = \frac{\text{본인 판정 회수}}{k(n-1)} \quad (2)$$

$$FRR = \frac{\text{타인 판정 회수}}{k-1} \quad (3)$$

〈표 2〉 FAR과 FRR을 이용한 성능 평가

지문	FAR	FRR
1	0.016	0.125
2	0.016	0.171
3	0	0.281
4	0.047	0
5	0.047	0.063
6	0	0.141
7	0	0
8	0.125	0
9	0	0.188

3. 결 론

데이터 베이스에 수많은 사람의 지문이 존재할 경우 입력 된 지문 이미지와 각각 매칭하는데 많은 시간이 소요되는 문제가 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 데이터 베이스에 존재하는 지문을 4가지 종류의 Class로 나누고 입력 된 지문 이미지와 일치하는 Class 내의 지문들만 선별하여 매칭과정을 거치도록 하여 시스템의 효율을 높일 수 있었다. 향후 저품질의 이미지에 대한 인식률을 높이기 위한 연구와 실험결과에 대한 신뢰성을 높이기 더 많은 대상자의 지문 이미지에 대한 실험을 할 것이다.

감사의 글

본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음 [GRFC 수원2015-B2, U-city 보안감시 기술협력센터] 그리고 한국 산업단지공단 10차년도 산업집적지경쟁력강화산업계획의 생산기술사업화 지원사업으로 연구를 수행하였음(NTIS-1415136442)

[참 고 문 헌]

- [1] 문지현, et al. 생체 인식 시스템 성능 평가를 위한 연구. 정보과학회지, 19.7: 60-70, 2001.
- [2] Watson, C. I., G. T. Candela, and P. J. Grother. "Comparison of fft fingerprint filtering methods for neural network classification." NISTIR. 1994.
- [3] Chikkerur, Sharat, Chaohang Wu, and Venu Govindaraju. "A systematic approach for feature extraction in fingerprint images." Biometric Authentication. Springer Berlin Heidelberg, 344-350, 2004.
- [4] G. Pajares, M. Guijarro, A. Ribeiro, "A Hopfield Neural Network for combining classifiers applied to textured images." Neural Networks, Vol.23, pp. 144-153, (2010).